

**Direction des bibliothèques**

**AVIS**

Ce document a été numérisé par la Division de la gestion des documents et des archives de l'Université de Montréal.

L'auteur a autorisé l'Université de Montréal à reproduire et diffuser, en totalité ou en partie, par quelque moyen que ce soit et sur quelque support que ce soit, et exclusivement à des fins non lucratives d'enseignement et de recherche, des copies de ce mémoire ou de cette thèse.

L'auteur et les coauteurs le cas échéant conservent la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent ce document. Ni la thèse ou le mémoire, ni des extraits substantiels de ce document, ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans l'autorisation de l'auteur.

Afin de se conformer à la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels, quelques formulaires secondaires, coordonnées ou signatures intégrées au texte ont pu être enlevés de ce document. Bien que cela ait pu affecter la pagination, il n'y a aucun contenu manquant.

**NOTICE**

This document was digitized by the Records Management & Archives Division of Université de Montréal.

The author of this thesis or dissertation has granted a nonexclusive license allowing Université de Montréal to reproduce and publish the document, in part or in whole, and in any format, solely for noncommercial educational and research purposes.

The author and co-authors if applicable retain copyright ownership and moral rights in this document. Neither the whole thesis or dissertation, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms, contact information or signatures may have been removed from the document. While this may affect the document page count, it does not represent any loss of content from the document.

Université de Montréal

# **Effet des actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant dans un système tutoriel intelligent**

par

Khadija Benadada

Département d'Informatique et de Recherche Opérationnelle  
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures  
en vue de l'obtention du grade de maîtrise  
Maîtrise ès Science (M.Sc.) en informatique

Avril, 2009

© Khadija Benadada, 2009



Université de Montréal  
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

**Effet des actions pédagogiques sur l'état émotionnel  
de l'apprenant dans un système tutoriel intelligent**

présenté par :  
Khadija Benadada

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Victor Ostromoukhov, président-rapporteur  
Claude Frasson, directeur de recherche  
Esma Aïmeur, membre du jury

## Résumé

Les émotions jouent un rôle important dans le processus d'apprentissage (un bon état émotionnel favorise un meilleur développement des fonctions cognitives). Damasio (1994) a montré l'existence d'un lien fort entre les émotions et certains processus cognitifs, par exemple la mémorisation, la concentration, et la prise de décision. En effet, l'état émotionnel de l'apprenant affecte ses performances. L'intégration d'une intelligence émotionnelle dans les systèmes tutoriels intelligents leur permet de gérer les émotions de l'apprenant et ainsi d'optimiser ses actions. Dans ce mémoire, nous présentons une étude qui permet de tester l'effet de quelques actions pédagogiques, dans un cours en ligne, sur l'état émotionnel de l'apprenant. Nous avons utilisé les signaux physiologiques pour détecter la variation de l'état émotionnel suite aux actions pédagogiques. Les résultats de cette étude ont montré que certaines actions pédagogiques ont des effets positifs significatifs sur l'état émotionnel de l'apprenant en tenant compte de ses attributs personnels (personnalité, style d'apprentissage, ...).

**Mots-clés :** actions pédagogiques, systèmes tutoriels intelligents, intelligence émotionnelle, signaux physiologiques.

## **Abstract**

Emotions play an important role in human life, they affect perceptions and influence the way humans conceive and interpret the world around them. Therefore, emotions influence the learning process, and as such are essential for studying tutor actions. Since tutor actions influence the emotional state of a learner, the actions should be carefully selected to prevent unpleasant emotions in the learning session. In this thesis we study the influence of the tutor actions (in a web course) on the learners' emotional state with the aim of improving the quality of the learning process in Intelligent Tutoring Systems. Thus, to recognize the learners' emotional reactions to a specific action we recorded their physiological signals (electromyography (EMG), skin conductance (SC), blood volume pulse (BVP), and respiration amplitude). The results of this study showed that certain pedagogical actions have significant positive effects on the learner's emotional state taking into account his personal attributes (personality, learning style, ...).

**Keywords :** tutorial actions, intelligent tutoring systems, emotional intelligence, physiological signals.

# Table des matières

Chapitre 1 : Introduction.....	1
Chapitre 2 : Systèmes tutoriels intelligents .....	4
2.1. STI : Histoire et définition .....	4
2.2. STI : Architecture .....	5
2.2.1. Modèle expert .....	5
2.2.2. Domaine de connaissance .....	6
2.2.3. Modèle pédagogique ou modèle tuteur .....	6
2.2.4. Modèle de l'apprenant .....	7
2.2.5. Module d'interface.....	7
2.3. STI : Stratégies pédagogiques.....	8
2.3.1. Stratégie de tuteur .....	8
2.3.2. Stratégie du co-apprenant .....	8
2.3.3. Stratégie du compagnon.....	8
2.3.4. Stratégie du tuteur inversé .....	9
2.3.5. Stratégie du perturbateur.....	9
2.4. STI et émotions .....	9
Chapitre 3 : Systèmes émotionnelles .....	14
3.1. Différentes méthodes pour la détection des émotions .....	15
3.1.1. Self report .....	16
3.1.2. Reconnaissance faciale : facial recognition .....	19
3.1.3. Reconnaissance Vocale.....	24
3.1.4. Reconnaissance en utilisant les signaux physiologique.....	25
3.2. Signaux physiologiques et émotions.....	27
Chapitre 4 : Architecture générale .....	30
4.1. Style d'apprentissage et émotions.....	30
4.2. Personnalité et émotions .....	31
4.3. Architecture du système : .....	32

Chapitre 5 : Implantation et Expérimentation.....	34
5.1. Étude expérimentale : .....	34
5.1.1 Échantillon.....	34
5.1.2 Matériel et logiciel expérimentaux .....	34
5.2. Procédure expérimentale.....	38
Étapes de l'expérience : .....	39
Chapitre 6 : Résultats.....	43
6.1 Analyse des données du profil :.....	43
6.1.1 Distribution des émotions : .....	43
6.1.2 Niveau des connaissances : .....	45
6.2 Analyse des signaux physiologiques : .....	46
6.2.1 Variation des signaux physiologiques suite aux actions de tuteur : .....	46
6.2.2 Actions du tuteur et la personnalité : .....	50
6.2.3 Actions du tuteur et le niveau de connaissance : .....	51
6.2.4 Actions du tuteur et valence : .....	52
6.2.5 Actions du tuteur et excitation « arousal » : .....	53
6.2.6 Conclusion .....	54
Chapitre 7 : Conclusion .....	55
Bibliographie.....	I
Annexe A : Figures de l'expérience.....	VI
Annexe B : Publication .....	XIII
Annexe C : Formulaire de consentement.....	XXI
Annexe D : Les tests de l'expérience.....	XXIV

## Liste des tableaux

Tableau 1 : Relation entre quelques propriétés prosodiques de la voix et les émotions. (Ekman, 1975) .....	25
Tableau 2 : Exemples des actions tuteur.....	42
Tableau 3 : Distribution des émotions après les actions pédagogiques.....	44
Tableau 4 : Variation du signal EMG avant et après l'action finale .....	50
Tableau 5 : Tableau de l'ANOVA pour le signal EMG .....	53
Tableau 6 : Tableau de l'ANOVA pour le signal SC .....	54



## Liste des figures

Figure 1 : Architecture d'un STI (Beck, 1996).....	5
Figure 2 : L'agent STEVE dans son environnement virtuel.....	11
Figure 3 : Un agent saluant un homme virtuel en utilisant des gestes appropriés.....	12
Figure 4 : Quelques interactions homme-machine .....	15
Figure 5 : SAM, Self Assessment Manikin (Lang, 1980; Morris, 1995). .....	17
Figure 6 : Interface de PrEmo (version 4). .....	18
Figure 7 : Exemples de quelques "Facial Action Units" .....	20
Figure 8 : Architecture général du système .....	32
Figure 9 : Les capteurs utilisés dans cette expérience. De gauche à droite : EMG, Respiration, Conductivité de la peau et pression sanguine volumique.....	35
Figure 10 : un participant équipé des capteurs physiologiques. ....	36
Figure 11 : «Screenshots» du logiciel « Biograph infinity » : à gauche les signaux physiologiques et à droite les deux caméras.....	37
Figure 12 : Différentes étapes de l'expérience. ....	38
Figure 13 : «Screenshots» de l'environnement de l'expérience quand le tuteur présente une introduction de l'expérience (figure à gauche), et lorsqu'il donne un exemple illustrant l'algorithme quick sort (figure à droite). ....	41
Figure 14 : Distribution des émotions (initiales et finales) des participants.....	44
Figure 15 : Niveau des connaissances, initial et final, des participants.....	45
Figure 16 : Signaux physiologiques d'un participant. Les signaux de gauche représentent le signal du participant dans la période de relaxation (« baseline ») et ceux de droite représentent le signal du participant après une action de tuteur. ....	47
Figure 17 : Variation du signal EMG après toutes les actions tutorielles.....	48
Figure 18 : Variation du signal HR après toutes les actions tutorielles.....	48
Figure 19 : Variation du signal SC après toutes les actions tutorielles.....	49
Figure 20 : Variation du signal RESP après toutes les actions tutorielles.....	49

*À tous ceux qui m'aiment.*

## Remerciements

Mes remerciements s'adressent tout d'abord à mon directeur de recherche, Monsieur Claude Frasson, pour avoir accepté de me diriger patiemment, pour son soutien constant qu'il m'a apporté tout au long de ce travail. Merci surtout pour sa patience et sa compréhension surhumaine lors des dernières semaines. Sans ses encouragements et son aide ce mémoire ne pourrait pas être complété.

Ma gratitude au membre du jury, Monsieur Victor Ostromoukhov et Madame Esma Aïmeur de m'avoir fait l'honneur d'évaluer ce travail.

Je tiens à remercier vivement mes amis et collègues de recherche au sein du laboratoire HERON surtout Soumaya, Pierre et Hicham, merci pour leurs encouragements, conseils et longues discussions. Mes vifs remerciements à mon amie Meryam d'avoir consacré son temps pour lire, réviser et corriger ce mémoire.

J'exprime aussi ma profonde reconnaissance à toute ma famille, pour leur soutien sans faille et leur présence. Un remerciement particulier pour ma chère maman et mon cher papa pour leurs encouragements et leurs recommandations pleines de persévérance. Aussi, un remerciement particulier pour mes deux frères Mohammed et Ibrahim. Je remercie de tout mon cœur mon frère Mohammed et sa petite famille, Noura -ma belle sœur-, Mohammed Nour -mon neveu- et Maryam -ma nièce- pour leur accueil et leur soutien tout au long de mon séjour à Montréal.

Mon dernier mot sera pour une personne qui est loin, mais qui reste très proche. Je la remercie pour tout ce qu'elle m'a offert, l'amour, l'énergie, le soutien, les encouragements... Merci.

## Chapitre 1 : Introduction

Les émotions influencent notre vie au quotidien. Des recherches dans plusieurs domaines tels que les neurosciences, psychologie et sciences cognitives ont montré que les émotions jouent un rôle critique dans le processus d'apprentissage puisqu'un bon état émotionnel favorise un meilleur développement des fonctions cognitives. Pour Damasio (1994), il existe un lien fort entre les émotions et certains processus cognitifs, par exemple la mémorisation, la concentration, et la prise de décision. En effet, l'état émotionnel de l'apprenant affecte ses performances. Pour le processus de l'attention, les émotions négatives peuvent réduire la performance de l'apprenant, et donc nuire à l'objectif de l'apprentissage (Goleman, 1997). Aussi, les émotions telles que la joie ou la tristesse restreignent le processus de l'attention (Mogg, 1999), conséquemment l'apprenant risque de perdre son attention et rencontrer de la difficulté à poursuivre la tâche d'apprentissage s'il se situe dans une de ces émotions. Ainsi, pour attirer l'attention de l'apprenant, l'émotion appropriée à induire est la curiosité (Gagne, 1985), et on peut arriver à cette émotion par un changement brusque dans l'interface (éclairer un mot ou un concept, faire un bruit...). En addition, les émotions positives rendent la prise de décision et la résolution des problèmes plus faciles et flexibles (Isen, 2000), par exemple la joie rend cette phase (prendre une décision) plus facile pour l'apprenant et lui permet de mieux performer.

Les machines doivent interagir naturellement avec l'utilisateur pour obtenir une interaction intelligente entre la machine et l'utilisateur. Il n'est pas suffisant pour une machine de ressembler à l'être humain (par exemple : avoir un visage, des caractéristiques faciales, des membres,...), il y a quelque chose plus importante plus essentielle : la capacité d'acquiescer et de représenter les émotions. Donc, un des plus importants objectifs dans les interactions Homme-machine est de développer la capacité de reconnaître l'état émotionnel de l'utilisateur et d'exprimer des émotions (Par exemple, si un apprenant, dans un cours en ligne,

obtient une bonne note, le tuteur affiche un message d'encouragement en utilisant des gestes appropriés).

La capacité de détecter l'état émotionnel de l'apprenant est une puissance qui permet aux systèmes tutoriels intelligents (STI) de communiquer avec l'apprenant en tenant compte de ses besoins. Cette capacité permet aux STI d'agir et d'aider l'apprenant quand il a besoin d'aide (le tuteur décide est ce que l'apprenant a besoin d'aide, et interagit avec lui. Par exemple, si l'apprenant est en train de résoudre un exercice, et commet une erreur sans se rendre compte, le tuteur peut l'aider et lui donner une explication) non pas lorsque l'apprenant demande l'aide (l'apprenant ne comprend pas une notion ou un exercice, et il demande l'aide du tuteur.) Ainsi, les interactions homme machine seront plus naturelles et plus intuitives.

Dans un environnement d'apprentissage traditionnel, le tuteur humain interagit avec l'étudiant afin de lui donner le soutien dont il a besoin. Le soutien offert vise à maintenir l'apprenant dans un état émotionnel positif pour mieux apprendre (accroître la confiance de l'apprenant en lui-même, maintenir la concentration et l'attention, le motiver (Goleman, 1997)). De manière analogue, les actions du tuteur dans un Système Tutoriel Intelligent (STI) doivent être sélectionnées soigneusement de manière à ce qu'elles induisent un état émotionnel positif chez l'apprenant favorisant ainsi l'apprentissage. Par exemple, si l'apprenant ne comprend pas la matière enseignée, le tuteur peut intervenir en expliquant le contenu à l'apprenant, en donnant un exemple pour illustrer les concepts du cours, ou bien en encourageant l'apprenant à fournir plus d'efforts pour mieux comprendre. D'où, L'importance d'avoir un tuteur capable de s'adapter aux préférences des utilisateurs et leur état émotionnel.

Donc, il est important pour un STI d'adapter ces actions selon l'apprenant et les besoins évolutifs de celui-ci. D'où l'importance d'avoir un tuteur capable de s'adapter aux préférences des utilisateurs et leur état émotionnel, donc capable de détecter l'état émotionnel de l'apprenant et de choisir une action appropriée et optimale à ce modèle.

Dans ce mémoire nous présentons une étude qui permet de détecter l'effet de quelques actions pédagogiques d'un tuteur virtuel, lors d'une séance d'apprentissage à distance, sur l'état émotionnel de l'apprenant, tout en tenant en compte de ses attributs personnels. Puis, nous utilisons les résultats obtenues pour choisir l'action pédagogique appropriée pour une situation donnée.

La suite de ce mémoire est organisée comme suit : Le deuxième chapitre présente, tout d'abord, un état de littérature sur les systèmes tutoriels intelligents (STI). Les différentes composantes d'un STI sont décrites. Ensuite, il décrit les STIs et les émotions. Dans le chapitre 3, les différentes approches pour détecter l'état émotionnel de l'utilisateur dans une interaction Homme Machine sont introduites. Le chapitre 4 est consacré à l'architecture générale de notre système. Le chapitre 5 présente l'implantation et l'expérimentation faites pour collecter les données et développer notre système. Dans le chapitre 6, les résultats de l'analyse des données obtenues sont présentés. En conclusion sont présentées une revue de nos contributions.

## **Chapitre 2 : Systèmes tutoriels intelligents**

### **2.1. STI : Histoire et définition**

L'utilisation des ordinateurs dans le domaine de l'éducation, dans les années soixante, a donné naissance à une nouvelle discipline appelée Enseignement Assisté par Ordinateur (EAO). L'objectif des systèmes de l'EAO était d'utiliser un ordinateur pour assurer tout ou une partie d'un processus d'apprentissage (c.à.d. la machine joue le rôle du tuteur humain). Ils avaient pour principe la décomposition d'une connaissance ou d'un concept en éléments plus simples. Chaque élément était ensuite présenté successivement à l'apprenant sous forme de questions/réponses. Cependant, la capacité des systèmes résultants était très limitée : des systèmes qui présentaient à l'apprenant un ensemble d'informations, des questions pour tester si le contenu a été bien compris, les réponses souvent limitées à oui ou non, et des commentaires prévus à l'avance. Les principales limites de ces systèmes étaient d'une part, le manque d'interactivité avec l'apprenant, et d'autre part, la capacité d'analyser intelligemment les réponses de l'apprenant afin de comprendre ses erreurs et ses incompréhensions pour mieux guider leurs interventions.

Pour surmonter ces faiblesses, les chercheurs ont intégré des techniques de plusieurs disciplines (Intelligence Artificielle pour modéliser les connaissances, Sciences Cognitives pour construire les modèles d'apprentissage et évaluer les acquisitions, Éducation pour développer les théories et les méthodes pédagogiques et pour étudier les usages, ...), ce qui a donné naissance aux systèmes de l'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur EIAO, également appelés Systèmes Tutoriels Intelligent (STI). Ces systèmes se caractérisent principalement par leur capacité à composer dynamiquement les instructions éducatives, à interpréter et analyser le comportement de l'apprenant et à offrir un enseignement adapté et individualisé à chaque apprenant selon ses performances. Les STI doivent contenir et utiliser des connaissances du domaine enseigné ainsi que des stratégies pédagogiques pour pouvoir réaliser les objectifs du STI (s'adapter à l'apprenant, analyser les actions de l'apprenant, ...).

## 2.2. STI : Architecture

Les STI sont principalement composés de cinq modules (Beck, 1996) représentant chacun une expertise au sein du système. Il s'agit (1) de modèle expert contenant les informations nécessaires sur le domaine à enseigner, (2) du module pédagogique, appelé aussi tuteur, incluant les stratégies pédagogiques à utiliser, (3) du modèle de l'apprenant qui conserve et met à jour les connaissances de l'apprenant, (4) du module d'interface permettant la communication entre le système et l'application, et (5) du modèle de connaissances qui représente toutes les connaissances du domaine.

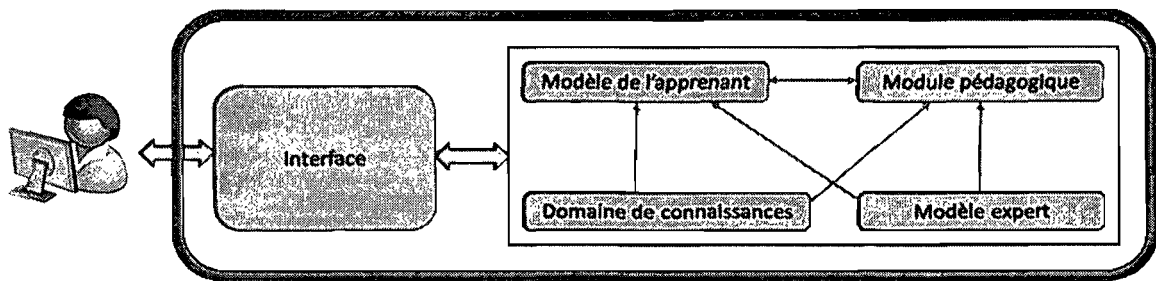


Figure 1 : Architecture d'un STI (Beck, 1996)

### 2.2.1. Modèle expert

Ce modèle (appelé également expert du domaine ou modèle du domaine) contient toutes les données du domaine, c.à.d. la description des compétences à acquérir et aussi la représentation des connaissances à transmettre. Aussi, il sert de modèle de référence pour l'évaluation de l'apprenant. La structuration de ces connaissances se fait suivant deux approches (Anderson, 1988) : approche de la boîte noire et l'approche de la boîte de verre.

La première approche (boîte noire) code les connaissances de l'expert d'une manière rigide, ce qui ne permet pas d'accéder à son raisonnement. Donc, pour un problème donné, le système propose la solution mais pas les explications ni les étapes pour arriver à cette solution, car le raisonnement de l'expert n'est pas accessible.



La deuxième approche (boîte en verre) consiste à classer les connaissances de l'expert dans une base de connaissance de façon à les rendre transparentes pour l'apprenant. Ainsi, l'utilisateur peut obtenir les explications et les étapes du raisonnement de l'expert en plus de la solution.

### **2.2.2. Domaine de connaissance**

Dans le Modèle des connaissances, toutes les connaissances du domaine y sont représentées. Il constitue le modèle le plus important, car sans lui il n'y aura rien à faire apprendre (Beck, 1996). C'est à partir des du module du domaine qu'il y a construction des éléments qui forment le cours. Des métadonnées peuvent être rajoutées afin de permettre au système de choisir la ressource la plus judicieuse à présenter.

Selon la manière dont est représentée la connaissance (formalisme utilisé, niveau de granularité, expressivité du formalisme) dépendra en grande partie l'efficacité du système. La représentation doit se faire de manière à ce qu'il soit possible d'enregistrer et de manipuler la connaissance par le STI. En effet, les connaissances du domaine doivent être encodées de manière suffisamment fine pour que le STI soit capable de faire de l'inférence et de simuler le comportement d'un expert humain (Fournier-Viger, 2006).

Les deux composantes présentées ci-haut forment le cœur du système tutoriel. Tout comme un enseignant humain, un STI doit préalablement connaître et maîtriser les notions qu'il enseigne.

### **2.2.3. Modèle pédagogique ou modèle tuteur**

Le modèle pédagogique est responsable du fonctionnement globale d'un STI et représente sa composante centrale. Il contient toutes les données pédagogiques utilisées dans un STI. Il est utilisé pour sélectionner et adapter le rôle du tuteur, sa stratégie pédagogique et les activités qu'il va présenter à l'apprenant. Ce modèle permet de fournir des explications adaptées aux besoins et aux préférences de l'apprenant, et de choisir la manière (prendre l'initiative ou attendre des questions ou bien laisser l'apprenant faire des erreurs ou l'arrêter) et le moment (avant, pendant ou après l'action de l'apprenant) de l'intervention. Ce module permet aux STI de résoudre les problèmes présentés à l'apprenant et interpréter

ses réponses, donner des explications de solutions, donner des explications alternatives du même concept, répondre aux questions arbitraires de l'apprenant.

#### **2.2.4. Modèle de l'apprenant**

Le modèle de l'apprenant représente les connaissances relatives à ce dernier. Il permet de sauvegarder les informations sur les connaissances et les compétences actuelles et à acquérir de l'apprenant. Il garde les informations sur les processus cognitifs de l'apprenant et il stocke ses préférences et / ou ses expériences. Il permet de surveiller et évaluer le rendement de l'apprenant, et en fin mettre à jour son modèle. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour modéliser l'apprenant. Les plus connus sont la méthode de recouvrement (« overlay method ») et la méthode des erreurs (« Buggy method »). La méthode de recouvrement représente l'ensemble des connaissances de l'apprenant comme un sous ensemble des connaissances de l'expert du domaine. Cette méthode a été utilisée par Carbonell (1970), dans son système SCHOLAR pour modéliser l'utilisateur. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne permet pas de spécifier la cause de l'erreur commise par l'apprenant : le système peut seulement conclure que le comportement incorrect de l'apprenant est dû à la maîtrise insuffisante du contenu enseigné. Brown et Burton (1978) ont proposé le modèle des erreurs pour modéliser l'apprenant. Ce modèle étant le modèle de recouvrement en utilisant une bibliothèque de procédures erronées permettant d'identifier les connaissances incomplètes de l'apprenant et de déterminer la meilleure action pour l'aider à trouver la bonne solution. Lorsque l'apprenant commet une erreur, le système pourra, dans certain cas, reconnaître l'erreur et diagnostiquer le comportement de l'apprenant afin de remédier à l'erreur commise.

#### **2.2.5. Module d'interface**

Le module d'interface se charge de la communication entre l'apprenant et le système. Il joue un rôle important dans la présentation et la compréhension de la matière enseignée. Il doit être facile à utiliser, clair et bien conçu pour aider l'apprenant à mieux comprendre le cours et donc améliorer le processus d'apprentissage (une interface pauvre et mal structurée influe négativement le processus d'apprentissage). Il doit aussi permettre à l'apprenant de s'exprimer et de représenter ses connaissances afin de résoudre un problème.

## **2.3. STI : Stratégies pédagogiques**

Une stratégie pédagogique est un ensemble de méthodes et de démarches qui déterminera les choix de techniques, de matériels et de situations pédagogiques pour atteindre le but et l'objectif de l'apprentissage. Le choix de la stratégie pédagogique se base surtout sur la matière (sur quoi il porte) et son but (le niveau de performance visé). Différentes stratégies ont été développées pour améliorer l'utilisation des STI et donc l'efficacité de l'apprentissage. Chaque stratégie détermine comment agir pour faciliter l'apprentissage de l'apprenant.

### **2.3.1. Stratégie de tuteur**

La stratégie pédagogique classique la plus souvent utilisée est la stratégie de tuteur. Le tuteur simulé par l'ordinateur présente les connaissances théoriques afin d'améliorer les connaissances de l'apprenant, propose les exercices ou travaux pratiques, contrôle et supervise le travail de l'apprenant, donne des conseils et des suggestions, et à la fin il affiche les résultats obtenus en montrant les erreurs et la correction à l'apprenant.

### **2.3.2. Stratégie du co-apprenant**

La stratégie du co-apprenant est basée sur le remplacement du tuteur par un apprenant simulé qui a le même niveau de connaissances que l'apprenant. L'apprenant peut coopérer avec le co-apprenant pour résoudre les problèmes posés par le tuteur. Le but d'introduire le co-apprenant est d'aider l'apprenant à construire ses connaissances (Self 1988).

### **2.3.3. Stratégie du compagnon**

Cette stratégie met en scène trois participants : l'apprenant, le tuteur (simulé par l'ordinateur) et le(s) compagnon(s) (simulé(s) aussi). L'apprenant et le compagnon (qui a le même niveau de connaissances que l'apprenant) coopèrent pour réaliser les tâches demandées, ils échangent les conseils et les idées sur problèmes et ils partagent les mêmes buts (Chan et Baskin, 1990). Donc, le compagnon collabore positivement avec le tuteur pour arriver au but de l'apprentissage (améliorer les connaissances de l'apprenant en discutant et échangeant les idées avec le compagnon).

### **2.3.4. Stratégie du tuteur inversé**

Dans cette stratégie c'est l'apprenant qui joue le rôle du tuteur, il enseigne ses connaissances à un compagnon simulé par le système ou un agent pédagogique. Les chercheurs ont montré qu'il est possible d'apprendre en enseignant, car cette activité nécessite une meilleure structuration des connaissances ce qui permet à l'apprenant de mieux les acquérir et les mémoriser, (Paltheu et al, 1991).

### **2.3.5. Stratégie du perturbateur**

Dans cette stratégie l'apprenant et le co-apprenant (simulé par l'ordinateur et appelé perturbateur) forment une équipe travaillant sur une même tâche sous la supervision du tuteur (aussi simulé). Le rôle principal du tuteur dans cette stratégie est de présenter des problèmes et de critiquer les solutions trouvées par l'équipe d'étudiants (apprenant et perturbateur). Le perturbateur a un niveau de compétence supérieur à celui de l'apprenant. Il possède en plus des outils pédagogiques comparables à ceux du tuteur, ces outils lui servant à planifier ses interventions pour qu'elles aient un impact pédagogique maximal. Le perturbateur peut, volontairement, proposer des solutions fausses à l'apprenant réel ou le contredire pour tester sa confiance en ses connaissances. Face à ces suggestions, l'apprenant doit trouver la bonne réponse et doit convaincre le perturbateur que c'est la bonne réponse. Cette stratégie permet au tuteur de mettre à jour le modèle de l'apprenant, en y ajoutant les points non maîtrisés par l'apprenant. (Aïmeur et Frasson, 1996).

## **2.4. STI et émotions**

La réussite du tout processus d'apprentissage<sup>1</sup> dépend grandement de l'état émotionnel de l'apprenant. En effet, l'intelligence dépend profondément de l'émotion. Daniel Golman est parmi les premiers chercheurs qui ont attiré l'attention du public sur la théorie de l'intelligence émotionnelle. Les émotions jouent un rôle fondamental dans tout processus cognitif et se révèlent primordiales lors de l'apprentissage. Elles influencent plusieurs

---

<sup>1</sup> Le processus de l'apprentissage passe par plusieurs étapes, selon Gagne, 1985. La première étape est : l'attention (recevoir l'information), la deuxième est l'acquisition (stocker les informations dans la mémoire), la troisième est la recherche (recherche des informations dans la mémoire, suite à une question), et la dernière étape est l'organisation de réponse (présenter la réponse bien organisée au système).

processus comportementaux et cognitifs, tels que l'attention, la mémorisation, la résolution de problèmes, et la prise de décision, ... (Damasio, 1994), (Salovey, 1990), (Ahn et *al.*, 2005), (Adam et Evrard, 2005). Les performances d'apprentissages se réduisent chez un apprenant stressé (craint l'échec, ressent l'incompétence ou la peur, ...). Par contre, pour un apprenant émotionnellement soutenu, les performances d'apprentissage augmentent et les résultats de l'apprenant sont meilleurs. Pour ces raisons, les STI prennent, aujourd'hui, en considération l'état émotionnel de l'apprenant.

Par exemple, STEVE (SOAR Training Expert for Virtual Environments) (Elliott et *al.*, 1999) est un agent pédagogique dont l'objectif principal est d'aider les apprenants lors d'une formation sur la maintenance des équipements navals complexes. Il peut expliquer une tâche, répondre aux questions des apprenants, et fournir de l'aide pour résoudre certains problèmes. Il est capable de communiquer avec l'apprenant de manière verbale (parole) et non verbale (gestes et expressions faciales). STEVE prend en considération, lors de ses interactions, l'état émotionnel de l'apprenant. Il peut exprimer plusieurs émotions (par exemple la joie, la peur, la colère,...), et il dispose de 26 émotions et 70 expressions faciales. Lorsqu'un apprenant réussit à retenir les points importants du cours, STEVE apparaît heureux. Par contre, il apparaît énervé lorsque l'apprenant ne retient pas les connaissances importantes ou lorsqu'il est distrait.

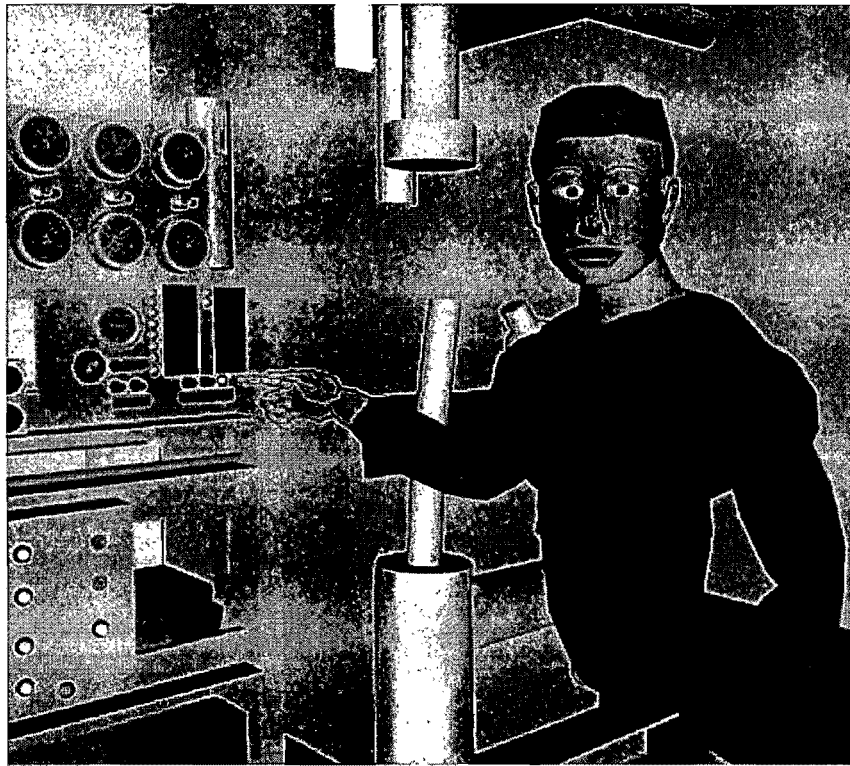


Figure 2 : L'agent STEVE dans son environnement virtuel.

Augustin et *al.* (2004) ont intégré un agent pédagogique animé dans un STI. Le premier objectif de cet agent est de motiver l'apprenant pour apprendre. Le deuxième objectif est de garder l'apprenant dans un état émotionnel positif favorisant l'apprentissage. Pour atteindre ces buts, l'agent doit reconnaître l'émotion courante de l'apprenant. L'agent capture les informations concernant l'état émotionnel de l'apprenant en observant son comportement pendant son interaction avec le système éducationnel. Ces informations sont stockées dans un modèle affectif. Ce modèle est utilisé pour permettre à l'agent de choisir une approche pédagogique à appliquer.

Un autre exemple des STIs intégrant les émotions est le système DARWAR (maison de guerre) développé par Johnson et son équipe (Johnson et *al.*, 2006). DARWAR est un STI permettant d'apprendre une langue étrangère. L'apprenant pratique les concepts linguistiques appris

dans un environnement virtuel. Tout au long du processus de l'apprentissage, un tuteur virtuel assiste l'apprenant. Les objectifs du tuteur sont : 1- aider l'apprenant s'il a des difficultés et lui suggérer des solutions, 2- évaluer les performances de l'apprenant 3- donner des rétroactions (feedback) concernant ses performances, et 4- soutenir l'apprenant émotionnellement (l'encourager et le motiver).



Figure 3 : Un agent saluant un homme virtuel en utilisant des gestes appropriés.

Gaha et *al.* (Gaha et *al.*, 2007) ont essayé d'intégrer des aspects émotionnels dans l'architecture du système CTS (Conscious Tutoring System) (Dubois et *al.*, 2007), développé au laboratoire GDAC de l'université du Québec à Montréal. Cette extension permet au CTS de prendre en considération l'état émotionnel de l'apprenant afin d'optimiser son apprentissage. Dans ce système le tuteur peut soutenir l'apprenant et lui insuffler des émotions favorables. Le tuteur choisit la meilleure action pédagogique en tenant compte de l'état émotionnel de l'apprenant. Il réajuste conséquemment son approche pour mieux choisir

son action suite à une situation donnée et afin de s'adapter aux préférences de l'apprenant.

Malgré ce nombre de STI intégrant les émotions dans leurs architectures, à ce jour, selon nos connaissances, il n'existe pas un système qui prend en considération les émotions générées chez l'apprenant suite à une action de tuteur. Les systèmes actuels essaient de détecter l'état émotionnel de l'apprenant et de le changer à un état favorable.



## Chapitre 3 : Systèmes émotionnelles

Plusieurs recherches ont essayé d'analyser les émotions à partir de la voix, les expressions faciales et les signaux physiologiques, afin de détecter les émotions. Ces recherches ont été utilisées pour donner à l'ordinateur la capacité de reconnaître les émotions d'un utilisateur à partir de :

- la détection et le traitement des expressions de son visage (enregistrées à l'aide des caméras).
- l'enregistrement de sa voix (recueillie via un ou plusieurs microphones attachés à l'ordinateur).
- l'analyse des ses signaux physiologiques (enregistrés à l'aide des senseurs).

La figure suivante (Figure 4) montre les différentes interactions homme-machine. Dans cette figure, on trouve trois entrées. La première entrée (la vidéo) permet à l'ordinateur d'extraire des caractéristiques visuelles (les expressions faciales, les mouvements de la tête, les gestes...) de l'utilisateur. De même, la deuxième entrée (l'audio) permet de transmettre à l'ordinateur des informations linguistiques et paralinguistique via le microphone. La dernière entrée (les senseurs) donne à l'ordinateur la capacité de reconnaître l'état émotionnel de l'utilisateur à partir de ses signaux physiologiques (par exemple la température, la conductivité de la peau...). Pour chacune des entrées, l'ordinateur peut agir de différentes manières, par exemple faire apparaître un agent sous forme d'un visage animé ou d'un caractère personnifié animé. Cet agent peut exécuter un ensemble d'actions (parler avec l'utilisateur, effectuer des gestes appropriés en utilisant le visage et d'autres organes comme les mains, ...) pour changer l'état émotionnel de l'utilisateur à un état favorisant l'apprentissage.

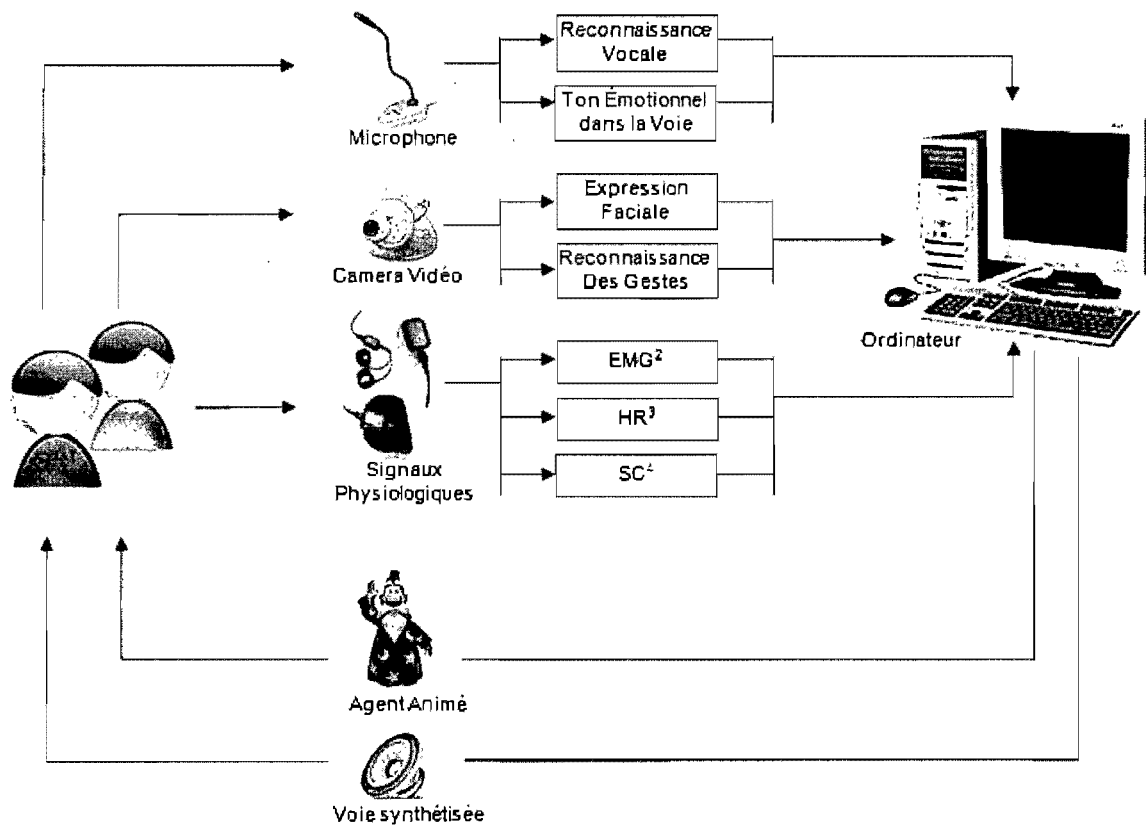


Figure 4 : Quelques interactions homme-machine

### 3.1. Différentes méthodes pour la détection des émotions

Dans les interactions homme-machine, Il existe plusieurs méthodes pour détecter l'état émotionnel de la personne suite à une action donnée. Dans cette partie, nous allons présenter quelques méthodes qui permettent de détecter l'état émotionnel d'un utilisateur. Les quatre méthodes les plus utilisées sont : Self report, reconnaissance visuelle, reconnaissance vocale, et l'utilisation des signaux physiologiques.

<sup>2</sup> Électromyographie.

<sup>3</sup> Battement de Cœur (Heart Rate).

<sup>4</sup> Conductance de la peau (Skin Conductance).

### 3.1.1. Self report

Cette technique permet à l'utilisateur de choisir son état émotionnel soit à partir d'une liste d'émotions ou soit à partir d'une liste de figures (dessins animés) représentant les différentes émotions.

Dans la littérature, les deux outils les plus souvent utilisés, et qui emploient cette technique (Self report) sont : SAM et PrEmo.

#### **Sam : Self Assessment Manikin**

Self Assessment Manikin (SAM), développé par Lang (1980), est un outil qui dépend des dimensions PAD de Mehrabian et Russel (1974). Les dimensions PAD (Pleasure, Arousal, Dominance) (Mehrabian et Russel, 1974) sont représentées sur une échelle, ayant comme objectif de mesurer et quantifier les états affectifs des individus. D'après les auteurs, toute réponse émotionnelle peut être représentée dans un espace à trois dimensions indépendantes et bipolaires :

Le plaisir (Pleasure) : fait référence à état affectif positif et traduit le degré de bien être, joie et de satisfaction d'une personne.

La stimulation ou l'éveil (Arousal) : dimension physiologique caractérisant l'activité physique ou la vivacité mentale d'un organisme, comprend deux pôles extrêmes (le sommeil et la surexcitation).

La dominance (Dominance) : est le sentiment d'être détaché de toute contrainte et d'être capable d'agir librement. C'est la capacité de l'individu à contrôler son environnement (Lemoine, 2001 ; Mehrabian et Russel, 1974). Lang a créé 5 figures représentant différents niveaux pour chaque dimension des trois dimensions de PAD (Figure 5). Pour chaque dimension de cet outil, l'utilisateur doit choisir la figure qui représente le mieux le degré de ce qu'il ressent.

La première ligne de la Figure 5 représente les différents degrés du plaisir qui vont d'heureux à triste. La deuxième ligne représente les sentiments qui vont d'intéressé à calme ou ennuyeux. La dernière ligne ne représente pas un état positif ou négatif, mais elle indique le degré de dominance de contrôlé ou pris en

charge (la figure à gauche) à en contrôle ou en position dominante (la figure à droite.)

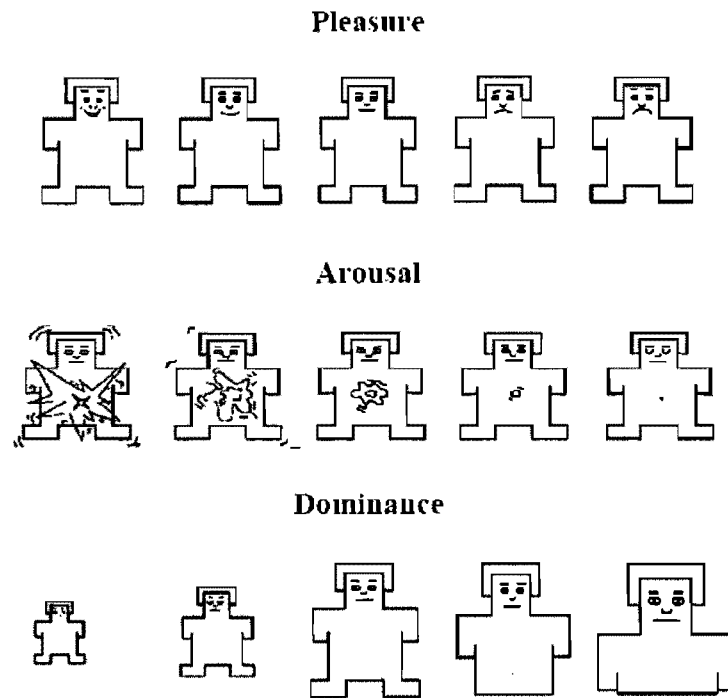


Figure 5 : SAM, Self Assessment Manikin (Lang, 1980; Morris, 1995).

### **PrEmo : Product Emotion measurement**

Cet outil, développé par Desmet en 2002, inclut 14 animations de 1-2 secondes plus des figures statiques. Chaque animation représente une émotion spécifique en utilisant des gestes et la parole. Product Emotion measurement (PrEmo) présente 7 émotions positives (« desire, pleasant, surprise, inspiration, satisfaction, fascination and amusement ») et 7 émotions négatives (« disgust, indignancy, contempt, disappointment, dissatisfaction, boredom and unpleasant surprise »).

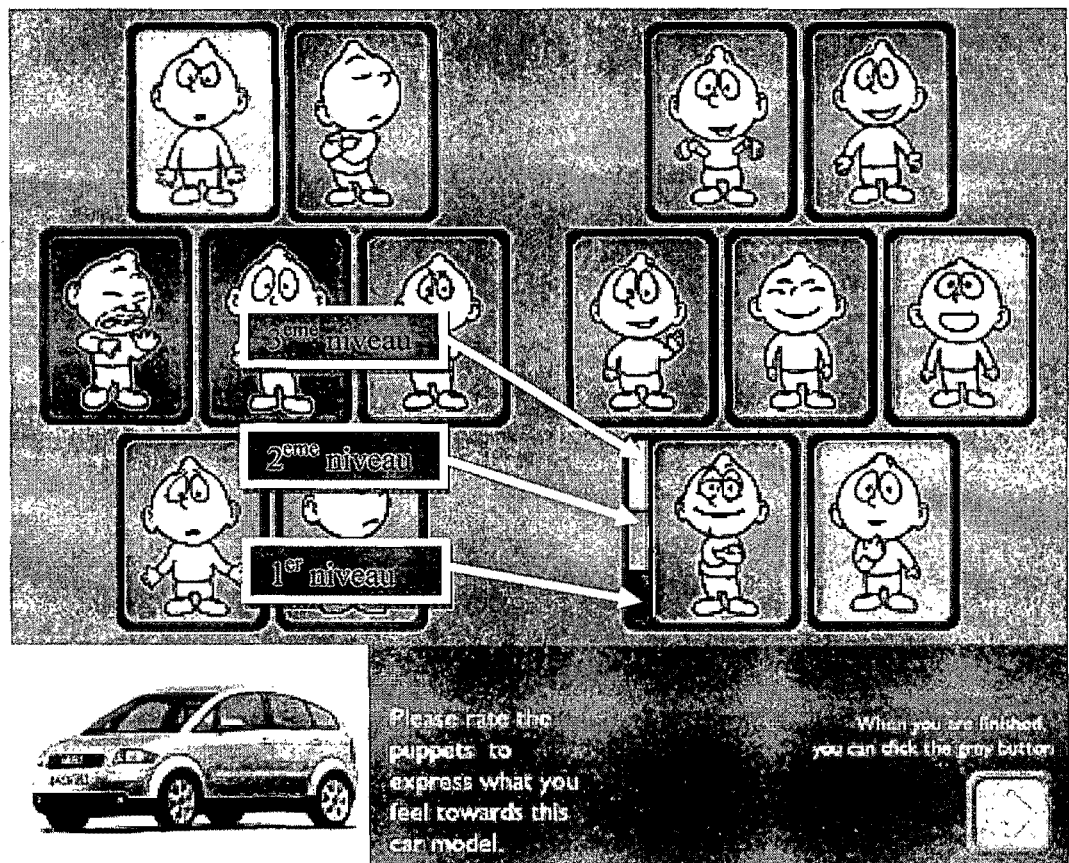


Figure 6 : Interface de PrEmo (version 4).

La Figure 6 présente un exemple de PrEmo, l'utilisateur doit indiquer, suite à l'image présentée en bas à gauche (dans l'exemple présenté l'utilisateur perçoit une voiture), le niveau de correspondance entre l'émotion qu'il ressent et l'émotion exprimée par l'animation. À gauche de chaque animation sélectionnée est située une échelle à trois niveaux. Le 1er niveau (bas de l'échelle) : Je ne ressens pas l'émotion exprimée par cette animation. Le 2eme niveau (milieu de l'échelle) : je ne ressens pas beaucoup l'émotion exprimée par cette animation. Et le 3eme niveau (haut de l'échelle) : L'émotion exprimée par cette animation est l'émotion que je ressens.

Ketelaar et Vangisbergen (2004) ont utilisé PrEmo pour détecter les émotions évoquées par des publicités. Ils ont conclu que PrEmo est un outil qui n'est pas cher, valide et facile à utiliser pour mesurer les réactions émotionnelles.

Donc, la méthode Self Report est une méthode populaire pour la reconnaissance des réactions émotionnelles suite à une action (de la machine) donnée. En effet, cette méthode est facile à utiliser, et permet une collection rapide des réactions émotionnelles. De plus, les outils utilisés sont simples, non ennuyant et pas coûteux, ce qui convient à un grand nombre de recherches. Cependant, cette méthode n'est pas fiable. En effet, les réponses fournies par l'utilisateur peuvent être biaisées. Aussi, on ne demande pas l'émotion de l'utilisateur tout de suite après l'action qui la génère. Pendant ce délai, l'utilisateur peut changer d'état émotionnel.

### **3.1.2. Reconnaissance faciale : facial recognition**

Depuis 1970, Ekman et *al.* (Ekman et *al.* 1970) ont mené de nombreuses études sur les expressions faciales de l'être humain. Ils ont déduit qu'elles sont universelles. Ils ont étudié les expressions faciales de différentes cultures et ont trouvé plusieurs résultats communs dans l'expression et la reconnaissance des émotions sur le visage. Par exemple, les Japonais et les Américains ont des expressions faciales similaires lorsqu'ils regardent la même vidéo. Les expressions faciales qu'Ekman et ses collègues ont expérimentées sont celles qui représentent les six émotions suivantes : joie, tristesse, colère, peur, surprise et dégoût.

Ekman et Friesen (Ekman et *al.*, 1978) ont développé un système FACS (Facial Action Coding System) pour coder les expressions faciales où les mouvements du visage sont décrits par un ensemble de mouvements élémentaires indépendants : unités d'action (Action Units AUs). Chaque AU est reliée à un muscle et chaque expressions faciales peut être décrite par une combinaison de AU. Cette représentation des expressions faciales fait de ce système un système et précis. Ce système est devenu un standard pour le codage des expressions faciales et demeure le plus utilisé aujourd'hui.

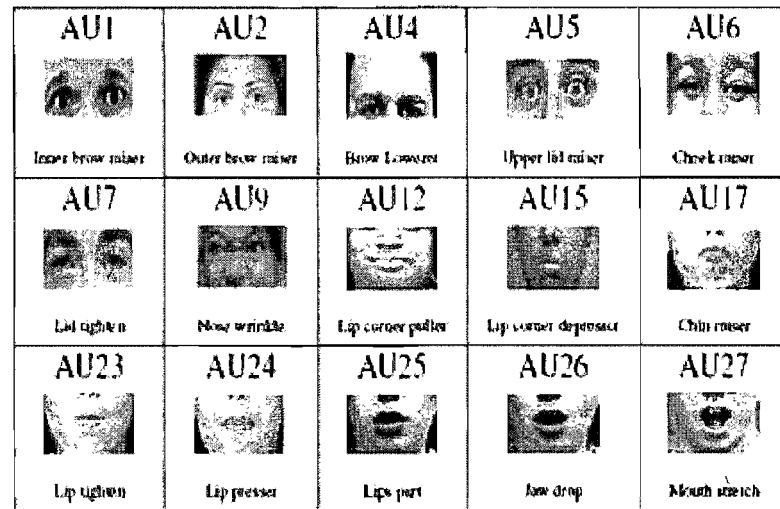


Figure 7 : Exemples de quelques “Facial Action Units”

La reconnaissance d’une émotion à partir des images ou d’une séquence d’images est une tâche compliquée. Elle se fait en trois étapes [9,10 et 11]. La première étape est la détection de la position du visage : déterminer la région du visage dans l’image. Les techniques de la détection du visage sont présentées dans le travail de Hjelm et Low (Hjelm et *al.*, 2001). La deuxième étape est l’extraction des données du visage : extraire les caractéristiques de l’image. Il existe plusieurs approches utilisées dans cette étape. Les deux méthodes les plus utilisées sont : (1) l’approche holistique qui évalue toutes les zones du visage en même temps et (2) l’approche analytique qui traite le visage partie par partie. La troisième et la dernière étape est la classification des expressions faciales exprimées par le visage dans des classes d’émotion.

Un système idéal pour l’analyse des expressions faciales doit effectuer automatiquement toutes les étapes d’analyse des expressions faciales.

### Détection de la position du visage :

La détection d’un visage fixe ou en mouvement permet d’en extraire des informations pertinentes pour l’analyse de l’expression faciale. La détection de la

position exacte du visage dans une image ou une séquence d'images est faite de deux manières différentes.

*Approche holistique ou globale :*

Dans cette approche le visage est modélisé dans son intégrité et déterminé comme une unité entière. Huang et Huang (Huang et *al.*, 1997) se sont servis de cette approche pour détecter la position du visage. Ils ont utilisé le modèle de distribution de points (Point Distribution Model PDM) pour représenter le visage. Ensuite, ils ont employé un détecteur "Cannyedge" pour trouver l'emplacement d'un PDM dans l'image.

*Approche analytique ou locale :*

Cette approche repose sur des traits caractéristiques permettant une modélisation locale du visage. Le visage est divisé en partie (régions susceptibles de se modifier selon les expressions faciales affichées comme les yeux et la partie qui entoure la bouche...) puis chacune des parties est traitée toute seule. Dans le travail de Yaneyama et *al.* (1997), la région extérieure des yeux, la taille des yeux, et la hauteur de la bouche sont extraites automatiquement. Une fois ces éléments sont identifiés, la taille du visage est normalisée et une grille rectangulaire est placée sur l'image.

**Extraction des informations :**

Après la détection du visage dans la scène observée, il faut extraire les informations sur l'expression faciale exprimée. Deux types de représentation du visage sont utilisés : globale et locale. Black et Yacoob (1997) utilisent l'approche analytique pour présenter le mouvement du visage. Les paramètres de ce mouvement servent à représenter l'expression faciale. De la même manière, Cohn et *al.* (1998) utilisent un algorithme hiérarchique pour effectuer le suivi des traits caractéristiques par estimation du flux optique. Les vecteurs de déplacement représentent l'information sur les changements de l'expression faciale. De même, Zhao et *al.* (1996) utilisent un modèle basé sur les points du visage (vue de face)



pour extraire les expressions faciales montrées dans 94 images de la base de données d'Ekman et Friesen (1975 et 1978). Ces données sont utilisées par la suite dans la classification des expressions émotionnelles. D'autre part, Hong et *al.* (1998) utilisent un modèle globale (approche holistique) basé sur des graphes étiquetés construits à partir des points de repère distribués sur le visage. Les nœuds de ces graphes sont formés par des vecteurs dont chaque élément est la réponse à un filtrage de Gabor extraite en un point donné de l'image.

### **Classification des expressions faciales :**

La dernière étape dans l'analyse des expressions faciales est l'identification des expressions faciales exprimées par le visage. Les 2 types de classifications les plus utilisés sont la classification basée sur un patron (Template) ou la classification basée sur des règles.

#### *Classification basée sur un patron :*

Les expressions faciales extraites sont comparées aux patrons de chaque catégorie d'expression. La catégorie à laquelle appartient l'expression exprimée par le visage est déterminée par la meilleure combinaison patron-expression. Huang et Huang (1997) ont utilisé cette méthode de classification pour classer les expressions observées dans les images. Hong et *al.* (1998) partent du principe que deux personnes qui se ressemblent affichent la même expression faciale de manière similaire. Un graphe étiqueté est attribué à l'image de test puis la personne connue la plus proche est déterminée à l'aide d'une méthode de mise en correspondance de graphes élastiques. La galerie personnalisée de cette personne est alors utilisée pour reconnaître l'expression faciale de l'image de test.

#### *Classification basée sur des règles :*

Cette méthode classifie les expressions faciales dans des catégories d'émotions basiques en se basant sur les actions faciales déjà encodées. Les expressions prototypes, qui déterminent les catégories d'émotions, sont d'abord décrites en termes d'actions faciales. Ensuite, l'expression exprimée, décrite aussi

en termes d'actions faciales, est comparée aux expressions prototypes (définies pour chaque catégorie d'émotion) et classifiée dans la catégorie qui convient le plus. Panic et *al.* (Panic et *al.*, 2000) ont appliqué l'approche basée sur des règles pour classifier les expressions faciales obtenues. En premier temps, un multi-détecteur repère automatiquement les zones faciales de l'image. Un modèle caractérisant ces zones est extrait. Ensuite, la différence, entre le modèle extrait et le modèle des mêmes traits détectés dans le visage neutre (sans expressions) de la même personne, est calculée. Les règles de production classifient la déformation du modèle calculé dans les 31 classes des AUs (en se basant sur les connaissances acquises de FACS (Ekman, 1975)). Ce système atteint un pourcentage de 92% pour la détection des AUs de la partie supérieure du visage, et de 86% pour la partie inférieure du visage. La classification se fait en comparant la description de l'AU de l'expression détectée avec la description des AU des six émotions déterminées par Ekman (Ekman, 1982). Ce système réussit à détecter ces six émotions avec un taux moyen de 91%.

Dans le domaine des Systèmes tutoriels intelligents, il existe plusieurs travaux qui ont porté sur la reconnaissance des émotions à travers les expressions faciales dans les STI. Par exemple la recherche de Wu et *al.* (2008) dans laquelle ils ont intégré la reconnaissance faciale des émotions en plus de la technique de reconnaissance textuelle des émotions dans un STI. Ce STI est capable de reconnaître et analyser les informations émotionnelles exprimées par l'apprenant et ensuite adapter son comportement dépendamment de ces informations. Cette adaptation permet au tuteur d'attirer l'attention de l'apprenant et de changer son état émotionnel et donc favoriser l'apprentissage. Une autre recherche qui a intégré la reconnaissance des émotions à travers les expressions faciales est celle menée par Nkambou et Heritier (2004). Ils ont proposé une architecture d'un STI affectif intégrant plusieurs agents intelligents conçus pour la gestion des émotions. Un de ces agents (Emilie2) est responsable de la capture, l'extraction et la reconnaissance des émotions exprimées par l'apprenant lors d'une session d'apprentissage, et ce à travers les expressions faciales de ce dernier. Zakharov et *al.* (2008) ont développé un agent pédagogique capable de détecter l'état affectif

de l'apprenant lors d'une séance d'apprentissage. Dans chaque interaction avec l'apprenant, l'agent prend en considération son état cognitif et son état affectif. Pour déterminer l'état affectif de l'apprenant (en terme de valence), les auteurs ont utilisé les techniques du suivi du visage.

### **3.1.3. Reconnaissance Vocale**

La parole est un moyen de communication extrêmement riche. Elle fournit des paramètres pour déterminer le sexe, l'âge, l'état émotionnel du locuteur. Ces paramètres sont traités pour obtenir des informations qui peuvent être utilisées pour déterminer l'état émotionnel (Wu et *al.*, 2008). Pour une telle tâche, les caractéristiques prosodiques essentiellement employées sont : l'accent, le ton, le rythme, l'intonation,... (Sakurai et *al.*, 2004). Des nouvelles caractéristiques sont proposées pour la détection de l'expression émotionnelle à partir de la voix (par exemple la diminution d'énergie spectrale) (Cowie et *al.*, 2001).

Le tableau suivant (Tableau1) décrit quelques caractéristiques de la voix associées aux émotions de base définies dans (Ekman, 1997) par Ekman. Ces propriétés sont décrites par rapport à une voix neutre.

Différents algorithmes d'apprentissage machine sont utilisés dans la reconnaissance des émotions à partir de la parole (réseau de neurones, plus proche voisin, modèle de Markov caché (HMM hidden markov model)...). Nwe et *al.* (2001) ont employé un HMM caché (Hidden Markov Model) pour classifier les caractéristiques de la voix extraites dans les 6 émotions de base d'Ekman. Ils ont atteint une moyenne de précision de 66%. Chen (2000) a proposé une méthode basée sur les règles pour classifier les données audio dans les catégories d'émotions suivantes : joie, tristesse, peur, colère, et surprise. Il a demandé à deux participants de répéter 6 différentes phrases pour chaque émotion. Le contenu des phrases était relié (dans la plus part du temps) à une seule catégorie d'émotion ou au plus à 2 catégories différentes. Des caractéristiques ont été extraites du signal sonore (ton, intonation,...) et classifiées par la suite en utilisant des règles prédéfinies. Cette méthode permet d'augmenter la performance

de reconnaissance des émotions à partir de la parole de 75%. Roy et *al.* (1996) ont classifié les émotions en employant le classifieur linéaire de Fisher (Fisher linear classifier). Ils ont détecté deux types d'émotions : « approval » et « disapproval » dans des phrases courtes. Ils ont conduit plusieurs expériences avec les traits extraits des mesures de l'énergie et le ton et ils ont obtenu un taux de performance variant de 65% à 88%.

Tableau 1 : Relation entre quelques propriétés prosodiques de la voix et les émotions. (Ekman, 1975)

	Anger	Happiness	Sadness	Fear	Disgust
Speech rate	Slightly faster	Faster or slower	Slightly slower	Much faster	Very much slower
Pitch average	Very much higher	Much higher	Slightly slower	Very much higher	Very much slower
Pitch range	Much wider	Much wider	Slightly narrower	Much wider	Slightly wider
Intensity	Higher	Higher	Lower	Normal	Lower
Voice quality	Breathy	Blaring	Resonant	Irregular	Grumbled

### 3.1.4. Reconnaissance en utilisant les signaux physiologique

Plusieurs recherches ont essayé de reconnaître (détecter) l'état émotionnel de l'utilisateur (en interaction avec un ordinateur) à partir des signaux physiologiques. Par exemple, la recherche de Nasoz et ses collègues (Nasoz et *al.*, 2003), dans laquelle ils ont présenté un système multimodal qui reconnaît l'état émotionnel de l'utilisateur à partir de ses signaux physiologiques. Les signaux

physiologiques qu'ils ont utilisés sont : le GSR (Réponse électrodermale de la peau -Galvanic Skin Response-), la température, et le HR (rythme cardiaque -heart rate-). Ce système est capable de donner à l'utilisateur des rétroactions (feedback) sur son état émotionnel et d'adapter l'interface selon l'état émotionnel de l'utilisateur. Ils ont utilisé deux algorithmes pour analyser les données collectées : le premier est l'algorithme du k-plus proche voisin (KNN : k-Nearest Neighbor) et le deuxième est analyse de la fonction discriminante (DFA : Discriminant Function Analysis). Pour les émotions frustration et surprise, le premier algorithme (KNN) a donné de meilleurs résultats, tandis que pour les autres émotions (peur, tristesse, colère, et amusement) le deuxième algorithme (DFA) a mieux performé.

Un autre exemple est le travail de Healey et Picard (2000) dans lequel ils ont employé quatre senseurs (électrocardiogramme, électromyogramme, respiration, et la résistance électrodermale de la peau) pour détecter le niveau de stress lors de la conduite de voiture. Picard et ses collègues ont mesuré quatre signaux physiologiques (GSR -Galvanic Skin Response-, respiration, électromyogramme, et battement de cœur -heartbeat-) pour des participants entrain de voir des images émotionnellement chargées. Les émotions induites sont : joie, tristesse, colère, peur, dégoût, neutre, amour platonique, et amour romantique. Ils ont utilisés trois algorithmes pour analyser les données obtenues (Selection Forward Floating Selection SFFS, Fisher Projection, et une approche hybride combinant les deux méthodes). La classification hybride a donné le meilleur résultat 81.25%. Prendinger et *al.* ont utilisé les signaux physiologiques pour déterminer l'état émotionnel de l'utilisateur et pour l'adresser. Ils ont implémenté un agent intelligent qui suggère des actions appropriés à l'utilisateur, en se basant sur ses signaux physiologiques, lors d'une entrevue de travail virtuelle. Conati et *al.* ont utilisé les signaux physiologiques, dans un environnement incontrôlé (le participant peut bouger comme il veut), pour détecter l'état émotionnel de l'utilisateur en jouant un jeu éducatif. Ils se sont servis d'un réseau dynamique de décision (DDN : Dynamic Decision Network) pour combiner les informations des différentes causes possibles émotionnelles.

arousal avec les informations reçues des senseurs. L'objectif de leur travail est de permettre à l'agent pédagogique d'identifier l'état émotionnel de l'utilisateur.

Jusqu'à nos jours, et selon nos connaissances, il n'existe pas une recherche qui essaye de sélectionner les actions de tuteur, afin d'adresser l'état émotionnel de l'apprenant, en se basant sur ses signaux physiologiques.

### 3.2. Signaux physiologiques et émotions

L'expression des émotions représente une caractéristique fondamentale de l'être humain. Nos comportements et réactions sont influencés par nos sentiments ou émotions à propos des situations, des personnes, des choses et des événements. Des processus émotionnels sont générés et se traduisent par des phénomènes physiologiques, comportementaux, expérimentaux ou encore par des expressions. Le système *nerveux autonome* ou *viscérale* (ANS : *Autonomic Nervous System*) est responsable des phénomènes physiologiques. Le ANS prépare l'organisme à utiliser la totalité de ses ressources automatiquement dans des situations de stress, de danger, de défi... Par exemple, en cas de danger, le rythme cardiaque s'accélère pour augmenter le flux de sang dans les muscles servant à combattre ou fuir. Puis il ralentit quand le danger est passé. La respiration devient plus rapide et peu profonde, puis elle devient normale dès que le danger disparaisse. Les chercheurs se sont servis de bios capteurs (sous forme de signaux physiologiques) pour mesurer ces changements corporels. Les signaux physiologiques représentent un des moyens efficaces dans le domaine de la reconnaissance des émotions. Ils ont montré leur efficacité dans ce domaine, puisqu'ils sont difficiles à contrôler, consciemment, par l'être humain (Bosma, 2004). Dans la littérature plusieurs senseurs physiologiques ont été utilisés pour reconnaître les émotions. Par exemple, l'électromyogramme, la respiration, la température, GSR (Galvanic Skin Response), HR (Heart Rate)...

Les expressions émotionnelles peuvent être représentées en deux dimensions : l'excitation et la valence. La première dimension mesure l'intensité

d'une émotion alors que la deuxième indique si l'émotion est plutôt positive ou négative.

Plusieurs recherches ont été faites pour essayer de trouver des corrélations entre des signaux physiologiques et des émotions définies en termes de valence et excitation (Lang, 1993; Picard, 1995). Nous allons présenter, par la suite, les quatre signaux que nous avons utilisés dans notre expérience.

EMG (Électromyographie) : Ce signal enregistre l'activité électrique globale au niveau des muscles avec des électrodes placées à la surface de la peau. Selon des recherches existantes, le signal EMG est corrélé avec la valence dépendamment du muscle où il était mesuré. Par exemple, le signal mesuré du muscle zygomatique a une corrélation quadratique positive avec la valence, de dimension  $r = .90$  (Lang, 1993). Tandis que, le signal EMG mesuré du muscle corrugateur varie linéairement et négativement avec la valence, dimension  $r = -.90$  (Lang, 1993).

GSR (Réponse électrodermale de la peau -Galvanic Skin Response-) : Ce capteur est utilisé pour mesurer la conductivité de la peau. Cette dernière est influencée par l'activité des glandes sudoripares. La conductivité de la peau augmente quand la peau transpire. Lang et *al.* ont montré qu'il existe une corrélation linéaire entre la conductivité de la peau et l'excitation, de dimension  $r = .81$  (Lang, 1993).

HR (Heart Rate) : mesure le nombre de battements de cœur par minute. On peut déduire le rythme cardiaque à partir de la pression sanguine volumique (BVP). Le BVP mesure l'impulsion cardio-vasculaire à travers le corps humain. Il existe une corrélation linéaire significative positive entre le pic du rythme cardiaque et la valence, de dimension  $r = .76$  (Lang, 1993).

RSP (Respiration) : La respiration est un système complexe, en partie parce qu'elle est contrôlée à la fois de manière consciente mais aussi de manière inconsciente. Elle permet d'indiquer la rapidité et l'intensité (profondeur) de la respiration d'une personne. Selon quelques chercheurs la respiration est influencée

par l'intensité de l'émotion (Prendinger, 2003). D'autres chercheurs (Haag, 2004) affirme qu'une respiration profonde et rapide peut indiquer l'excitation (la colère, la joie, ...), alors qu'une respiration ralenti et profonde peut exprimer un état de relaxation. Une respiration rapide et peu profonde pourrait manifester une anticipation tendue (la panique, la concentration, ...) alors qu'une respiration ralentie et peu profonde pourrait indiquer un état passif (la dépression, ...).

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de littérature sur les différentes approches pour la détection des émotions (self-report, vocale, visuelle et physiologique). Ensuite, nous avons introduit la relation entre les émotions et les signaux physiologiques. Nous avons terminé le chapitre par la description de la relation entre quelques signaux physiologiques et les émotions. Dans le chapitre suivant, nous présentons le but, les étapes et l'environnement de notre expérience.



## **Chapitre 4 : Architecture générale**

L'objectif principal de notre travail de recherche est de développer un système tutoriel intelligent, capable de choisir les actions pédagogiques en tenant compte du profil et des préférences de l'apprenant (personnalité, style d'apprentissage et niveau de connaissance). Ces actions doivent être sélectionnées de manière à ce qu'elles génèrent une émotion positive favorisant l'apprentissage. Pour atteindre cet objectif, nous avons développé une expérience (détaillée dans le chapitre suivant) pour collecter les données. Nous avons utilisé les signaux physiologiques pour détecter l'effet des actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant. Puis nous avons utilisé les résultats obtenus pour implémenter notre système tutoriel intelligent.

### **4.1. Style d'apprentissage et émotions**

Face à un même problème, les personnes réagissent de manières différentes. Il en est de même pour le domaine de l'apprentissage. Ainsi, pour apprendre un algorithme de tri, certains vont directement essayer de l'appliquer sur un exemple, d'autres vont lire comment cet algorithme fonctionne, d'autres encore vont contacter une personne qui pourra leur expliquer l'algorithme. De même, dans un système tutoriel intelligent, il est important que le système s'adapte aux préférences de l'apprenant (à son style d'apprentissage) pour favoriser l'apprentissage. Les apprenants visuels apprennent mieux lorsqu'ils visualisent la matière à apprendre. Tandis que les auditifs, apprennent davantage lorsqu'ils entendent les explications. Et les kinesthésiques apprennent principalement lorsqu'ils appliquent ou lorsqu'ils font les choses eux-mêmes. Ainsi, présenter une matière peu adaptée au style de l'apprenant peut affecter son état émotionnel (par exemple, présenter une définition sous forme textuelle peut générer de l'ennui chez un apprenant auditif), et donc la qualité de son apprentissage.

## 4.2. Personnalité et émotions

La personnalité est ce qui détermine l'individualité de chacun. Il existe une relation assez robuste entre les émotions et la personnalité (Watson et Clark, 1992). Elle peut déterminer les dispositions d'un individu à ressentir et exprimer certaines émotions (Brave et Nass, 2002). Ainsi, les apprenants réagissent différemment dans une même activité d'apprentissage selon leur personnalité. Les personnes extraverties ont une énergie projetée vers l'extérieur. Ils tirent leur force de l'interaction sociale. Ils expriment facilement leurs émotions positives. L'extraversion est fortement corrélée avec les émotions positives comme la joie (Emmons et Diener, 1986; Watson et Clark, 1992; 1997). Cependant, les neuroticismes expriment plutôt des émotions négatives que positives. Ils sont facilement affectés par ce qui se passe autour d'eux, ils s'inquiètent facilement et s'énervent vite. Le neuroticisme est fortement corrélé avec les émotions négatives, comme la tristesse et la peur, (Emmons et Diener, 1986; Watson et Clark, 1992; 1997). Le psychoticisme est un trait de personnalité caractérisé par la non-conformité, le manque de limites et de responsabilité, et la colère. Le psychoticisme présente l'association la plus forte avec les comportements antisociaux et impulsifs (Eysenck et Gudjonsson, 1989). Enfin, les personnes avec un haut degré de «Lie Scale» sont socialement souhaitables, agréables et respectent généralement les lois dans la société.

Pour cela, nous avons pris en considération cette relation dans notre étude. Nous avons utilisé le "*Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire*" (EPQR-A) (Francis, et al., 1992), pour déterminer le type de personnalité des participants. Ce test est parmi les tests de personnalité les plus connus. Il est bref et simple. Il est constitué de 24 questions que le participant doit classer (d'autres tests se composent de plus de 150 questions, par exemple le test 16 PF «Personality Factors» de Cattell), ce qui facilite son utilisation dans les conditions de notre étude (limite de temps, 10 minutes de passation). Il a été étudié sur plusieurs personnes (Forrest et al., 2000). Les principales qualités métrologiques ont été vérifiées (consistance interne et structure factorielle)

(Shevlinet al., 2002). Plusieurs chercheurs se sont servis de ce test dans leurs recherches (Chaffar et al., 2006; Chalfoun et al., 2006).

### 4.3. Architecture du système :

L'architecture classique d'un Système Tutoriel Intelligent comporte généralement quatre éléments fondamentaux qui sont l'interface, un modèle de l'apprenant, un modèle tuteur et un modèle du domaine.

L'architecture générale (Figure 8) de notre système est la même que celle d'un STI. Cependant, pour chaque composante, nous avons ajouté des modules additionnels (fonctionnalités) pour atteindre l'objectif de notre système. Par exemple, le contenu du cours (interface) est adapté selon le style d'apprentissage de l'apprenant (pour les auditifs, l'agent utilise la voix pour interagir avec l'apprenant et pour les visuels, il présente des explications écrites...).

Nous décrirons brièvement ci-après ces composants conçus ainsi que leurs rôles respectifs. Le fonctionnement du système sera détaillé dans le chapitre suivant.

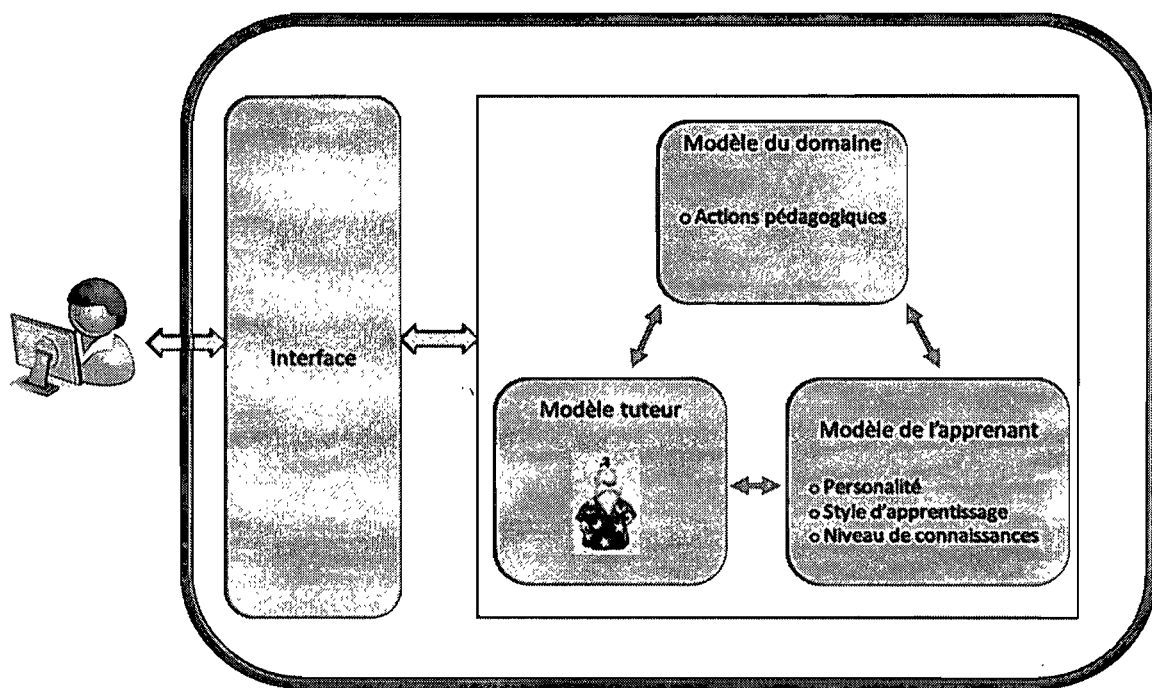


Figure 8 : Architecture général du système

La première composante est le modèle du domaine. Il représente la base de connaissances contenant le cours à enseigner. Ce cours doit être riche, varié et incluant un contenu émotionnellement chargé (image ou mot évoquant des émotions).

Ensuite, le Tuteur a pour mission d'orchestrer une session d'apprentissage en prenant des décisions sur le contenu et sur les ressources appropriées à présenter. Il communique avec l'étudiant par l'intermédiaire de la couche de communication et s'exprime visuellement par l'intermédiaire de l'agent virtuel.

Puis, le modèle de l'apprenant décrit les informations disponibles sur l'apprenant d'ordre cognitive (niveau de connaissances...) ou émotionnelle (les émotions ressenties durant une session d'apprentissage). Les informations émotionnelles donnent une idée sur l'état émotionnel de l'apprenant, ce qui permet au tuteur de choisir la bonne stratégie pédagogique à utiliser. Sans ces informations émotionnelles, un STI ne peut ni adapter son action à l'état émotionnel de l'apprenant ni favoriser des bonnes conditions émotionnelles pour l'apprentissage.

Enfin, l'interface graphique constitue le moyen central du système qui permet de communiquer les informations à l'apprenant. Elle contient deux types de stimuli : stimuli non émotionnels, par exemple des boutons, des menus,... et des stimuli émotionnels, par exemple l'avatar (agent virtuel) qui peut exprimer des émotions en utilisant la voix et les gestes appropriés.

## **Chapitre 5 : Implantation et Expérimentation**

### **5.1. Étude expérimentale :**

#### **5.1.1 Échantillon**

L'échantillon de notre expérience est constitué de 29 volontaires (10 femmes et 19 hommes), âgés entre 22 et 40 ans. Ils sont tous des étudiants gradués. Le seul critère pour participer à notre expérience était d'avoir des connaissances de base en structures de données (puisque l'expérience est un cours d'algorithmes de tri)..

#### **5.1.2 Matériel et logiciel expérimentaux**

La durée moyenne de l'expérience est de 45 minutes. Elle s'est déroulée dans le laboratoire GRITI du département d'Informatique et Recherche Opérationnelle (Université de Montréal). Durant l'expérience, le participant est accompagné d'une seule personne (le chercheur), pour minimiser les facteurs qui influencent le déroulement de l'expérience (beaucoup de mouvement, beaucoup de bruit, ...). Au début de l'expérience, le chercheur introduit le but de l'étude au participant, lui explique le déroulement de l'expérience, lui donne quelques directives à suivre durant l'expérience (ne pas trop bouger, ne pas parler, ne pas manger, ...), et enfin, répond aux questions du participant.

Ensuite, le chercheur demande au participant de signer un formulaire de consentement. (Il décrit brièvement le but de l'expérience et le matériel utilisé -tous les capteurs sont non intrusifs-. Il donne les avantages et les inconvénients de la participation à cette expérience. Il contient les coordonnées du chercheur ce qui permet aux participants de les contacter s'ils ont des questions).

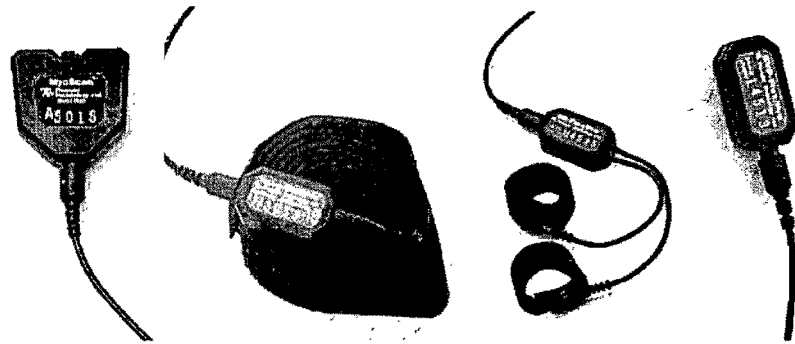


Figure 9 : Les capteurs utilisés dans cette expérience. De gauche à droite : EMG, Respiration, Conductivité de la peau et pression sanguine volumique.

Après, le chercheur installe les capteurs physiologiques sur les différentes régions du corps du participant. Le matériel (encodeur et capteurs physiologiques) que nous avons employé est celui distribué par la société Thought Technology Ltd. L'encodeur ProComp Infiniti que nous avons utilisé est constitué de 8 canaux d'entrées. Les deux premiers canaux fournissent des voies à haut taux d'échantillonnage (2048 échantillons par seconde). Les six autres chaînes fournissent juste 256 échantillons par seconde. Nous avons utilisé quatre capteurs physiologiques : l'électromyographie (electromyography EMG), conductivité de la peau (Galvanic Skin Response GSR ou Skin Conductance SC), la pression sanguine volumique (Blood Volume Pulse BVP) pour calculer le rythme cardiaque et la respiration (RESP). Pour les deux signaux EMG et HR, les capteurs ont été placés sur les deux voies ayant le plus haut taux d'échantillonnage (2048 échantillons par second. Les deux signaux restants, SC et RESP, ont été placés sur deux des autres voies restantes (256 échantillons par second).



Figure 10 : un participant équipé des capteurs physiologiques.

Nous avons mesuré le GSR à l'aide de deux électrodes Velcro placées autour des doigts majeur et auriculaire de la main non dominante (moins utilisée) du participant. Cependant, pour le signal BVP, le capteur a été attaché à l'index de la même main (non dominante) du participant. Le capteur de la respiration a été placé au dessus du sternum. Il est constitué d'une ceinture Velcro entourant le thorax du participant et d'un plésthymographe qui s'étend lorsque le participant expire. En fin, le capteur EMG a été attaché au visage. La détection du signal EMG a été effectuée au moyen de trois électrodes de différentes couleurs : bleue, jaune et noire. Les électrodes sont de type autocollant et elles sont jetables. L'électrode bleue représente le pôle positif, tandis que l'électrode jaune représente le pôle négatif. L'électrode noire représente l'électrode de référence (ground). L'électrode positive a été placée sur la joue droite, précisément sur le muscle zygomatique majeur (muscle responsable du sourire -smile muscle-). L'électrode négative a été attachée sur le front (en haut du sourcil gauche) et l'électrode de référence a été placée à une distance égale des deux autres électrodes (Voir Figure 10). L'électrode qui nous a permis de détecter le signal EMG est l'électrode positive (bleue). Le capteur EMG a été réglé sur 400 W, tel qu'il soit sensible à toute la bande passante (20 – 500 Hz). Dans cette position, l'échelle de l'amplitude de ce capteur est 400  $\mu$ V, ce qui permet de bien détecter l'activité des muscles du visage. En fin, deux caméras ont été également utilisées. La première

était utilisée pour filmer le participant (mouvements brusques, expressions faciales, ...), ce qui nous facilite la détection du bruit dans les signaux et donc de l'éliminer. La deuxième caméra a été employée pour filmer l'écran de l'ordinateur sur lequel se déroule l'expérience. Donc, les interactions du participant avec le système. Cette caméra nous a permis de bien positionner les marqueurs avec lesquels on détermine le début de l'action de tuteur, et donc le début de l'émotion déclenchée suite à l'action de tuteur (Figure 11).

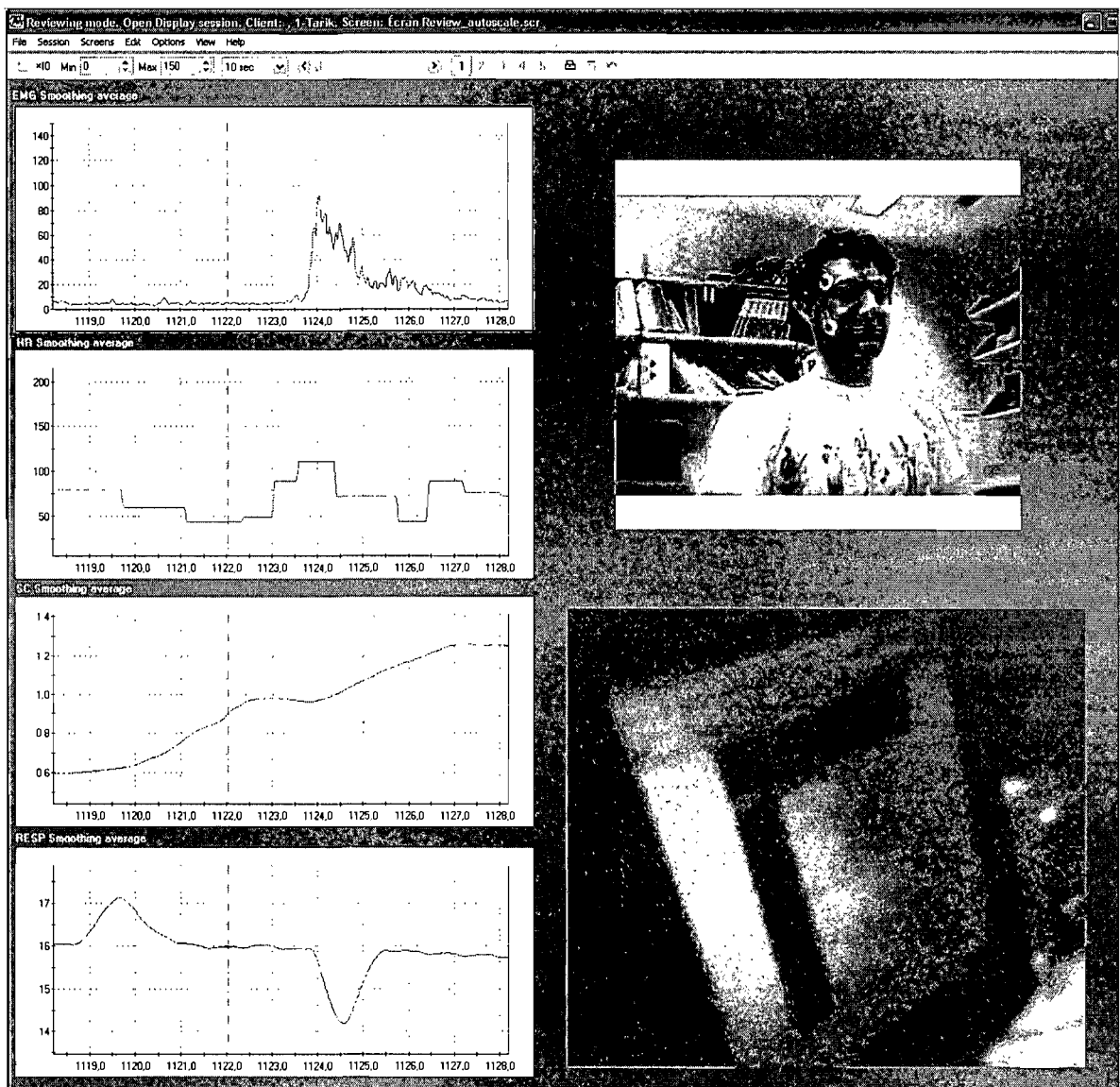


Figure 11 : «Screenshots» du logiciel « Biograph infinity » : à gauche les signaux physiologiques et à droite les deux caméras.



Une fois les capteurs installés au participant, il doit veiller à ne pas faire des mouvements qui peuvent perturber les signaux (par exemple, bouger la main équipée des capteurs ou bien gratter la joue où l'électrode est attachée, ...).

Lors de l'expérience, le participant ne doit pas « prendre garde » aux capteurs. Pour cela, les capteurs sont installés dès le début de l'expérience. Mais, l'enregistrement des signaux ne commence que lorsque le cours en ligne commence.

## 5.2. Procédure expérimentale

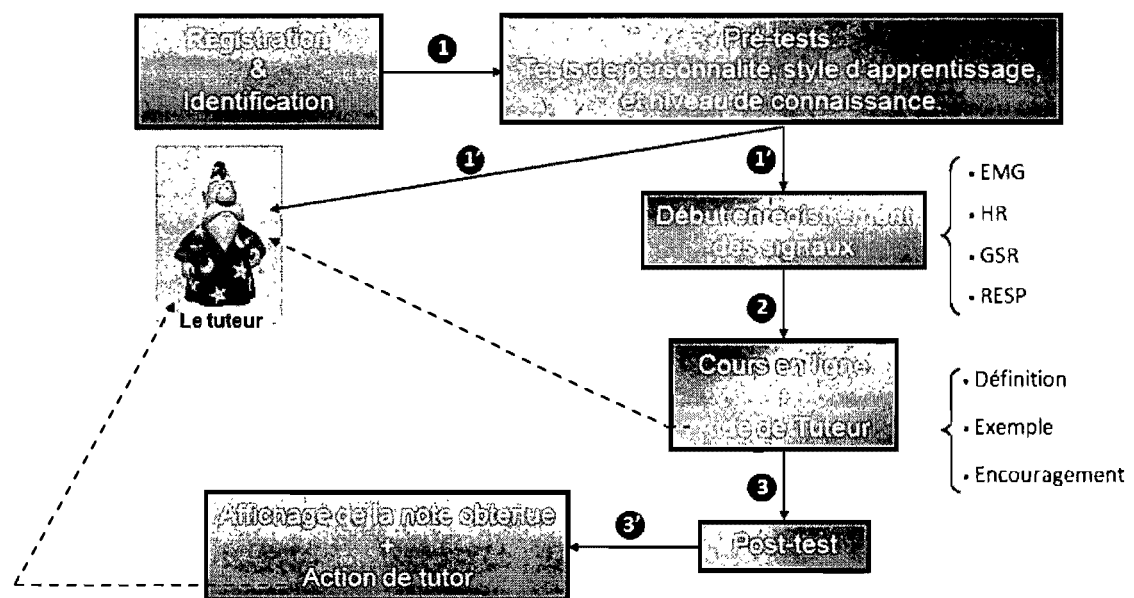


Figure 12 : Différentes étapes de l'expérience.

L'expérience se compose de trois étapes principales. La première étape consiste à répondre aux trois pré-tests (test de personnalité, test de style d'apprentissage et test de niveau de connaissance). Cette étape nous permet de déterminer quelques traits personnels du participant. La deuxième étape est le cours en ligne (apprendre les algorithmes de tri en ligne). La troisième et la

dernière étape est le test final (post-test). Cette étape consiste à évaluer les connaissances acquises par le participant après le cours.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons décrire en détail les différentes étapes de l'expérience.

### **Étapes de l'expérience :**

Après avoir fixé les capteurs, le participant commence l'expérience. La première étape était de remplir un formulaire d'enregistrement au système. Ce formulaire nous a permis d'obtenir l'âge et le sexe du participant. Une fois l'enregistrement complété, les participants ont été invités à répondre aux trois pré-tests : test de personnalité, test de style d'apprentissage et enfin, test de niveau de connaissance.

Le test de personnalité utilisé dans cette étude est le « Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire » (EPQRA) (Francis, Brown et Philipchalk 1992). EPQRA est un test permettant de mesurer quatre différents traits de personnalité, (« Psychoticism », « Extraversion », « Neuroticism » et « Lie Scale »). Il est constitué de 24 questions. Chaque question du test est reliée à un trait particulier. Par exemple, la première question du test est associée au trait « Neuroticism » (N). Si l'apprenant répond par oui à cette question, le score de ce trait s'incrémente de 1 tandis que si l'apprenant répond par non, ce score diminue de 1. Cependant, la question 2 est reliée au trait « Extraversion » (E). Si l'apprenant répond par oui à cette question, alors c'est son score de E qui s'incrémente de 1, et si l'apprenant répond par non ce score E diminue de 1. Et on continue de la même façon avec le reste des questions. À la fin du questionnaire, les quatre scores (N, E, P, L) représentant les traits « Neuroticism », « Extraversion », « Psychoticism », et « Lie Scale » respectivement, seront comparés. Le trait qui a le score le plus élevé sera considéré comme le trait prédominant de la personnalité du participant.

Le pré-test de style d'apprentissage (Anderson, 2001) se constitue de 14 questions à choix multiples. Chaque question présente une situation aussi bien

rencontrée dans le monde professionnel que dans la vie de tous les jours. Pour chaque question, trois réponses sont proposées. Chaque réponse correspond à un des trois styles d'apprentissage : *visuel* (voir pour mieux apprendre), *auditif* (entendre pour mieux comprendre) ou *kinesthésique* (pratiquer pour apprendre) (Flaherty, 1992). Par exemple, pour la première question du test, si l'apprenant sélectionne la première réponse, le score (V) du style visuel s'incrémente de 1 et les deux autres scores (A, K) restent les mêmes. Toutefois, si l'apprenant choisit la deuxième réponse le score (A) du style auditif s'incrémente de 1 et les deux autres scores (V, K) gardent leurs valeurs initiales. Cependant, si l'apprenant sélectionne la troisième réponse le score (K) du style Kinesthésique s'incrémente de 1 et les deux autres scores (V, A) gardent leurs valeurs. L'ordre des réponses change (par exemple, pour la question 2, la première réponse désigne le style auditif, la deuxième désigne le style kinesthésique et la troisième désigne le style visuelle, et ainsi de suite) d'une question à l'autre afin d'éviter tout biais.

Le dernier pré-test, niveau de connaissances, se compose de dix questions à choix multiples. Le but de ce test est de déterminer le niveau de connaissance du participant dans la matière présentée dans le cours en ligne (algorithmes de tri). Les notes obtenues ont été associées aux niveaux de connaissances suivants : débutant (participants ayant une note inférieure ou égale à 5), intermédiaire (participants ayant une note entre 6 et 8 inclusivement) et avancé (participants ayant une note supérieure ou égale à 9).

Après les trois pré-tests, nous avons demandé au participant de se relaxer et de fermer les yeux. Dans ces conditions, nous avons enregistré les signaux physiologiques du participant pendant une minute. Cet enregistrement nous a servi comme référence «baseline». Cette «baseline» est employée pour comparer les données obtenues durant la session.

Après la période de relaxation, un tuteur animé apparaît et présente une brève introduction du cours. Il donne les objectifs du cours en utilisant la voix et des gestes appropriés. Le tuteur a été créé en se servant de la technologie d'agent de Microsoft (Microsoft Agent, 2007). Nous avons choisi cette technologie grâce

aux fonctionnalités qu'elle offre. Elle permet d'utiliser la technologie d'agent synthétique pour présenter le contenu éducatif. Les agents de cette technologie permettent d'interagir avec l'apprenant via des expressions, des gestes et des paroles, ils peuvent également reconnaître et répondre à des commandes vocales. Cette technologie permet aussi de créer son propre agent grâce à un éditeur spécialisé. Elle offre une interface de programmation flexible et facile.

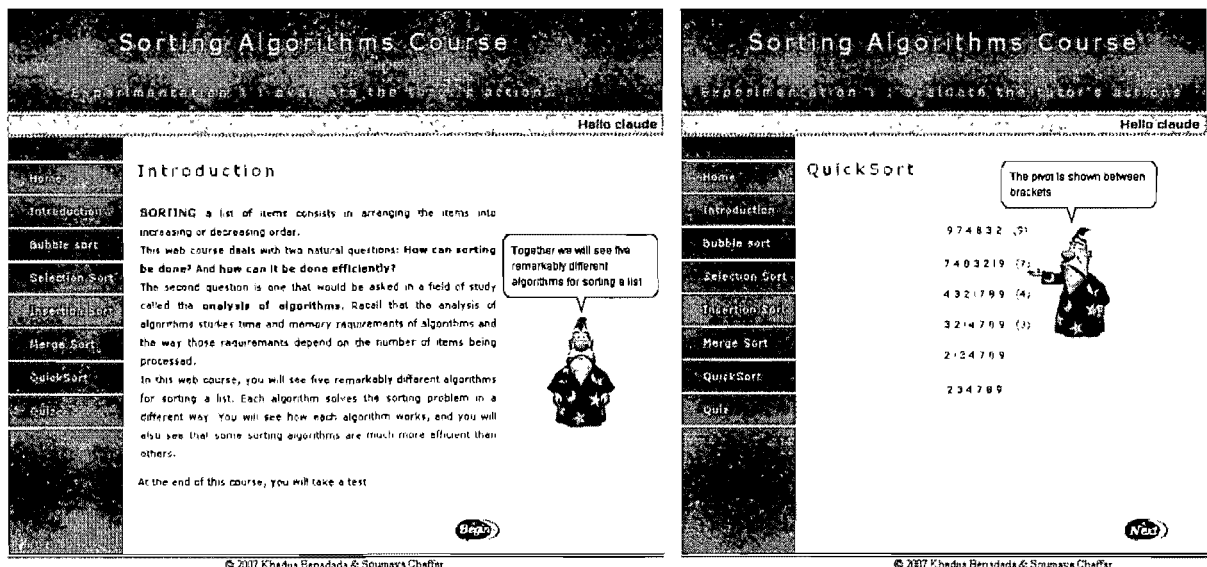


Figure 13 : «Screenshots» de l'environnement de l'expérience quand le tuteur présente une introduction de l'expérience (figure à gauche), et lorsqu'il donne un exemple illustrant l'algorithme quick sort (figure à droite).

Le cours présente les principaux algorithmes de tri. Le participant navigue librement dans le cours. Une fois l'aide du tuteur est demandé (en cliquant sur le bouton d'aide), le tuteur apparaît et donne ou bien une définition (le tuteur redéfinit l'algorithme de tri), un exemple (le tuteur présente un exemple de l'algorithme et l'explique) ou un encouragement (le tuteur encourage le participant à fournir plus d'efforts pour comprendre le contenu du cours). Le tableau qui suit (Tableau 2) présente quelques exemples des actions de tuteur.

Après chaque intervention de tuteur, le participant est invité à choisir son émotion courante dans une liste des émotions, (voir figure 2. dans l'annexe A). Le participant peut introduire son émotion si elle n'existe pas dans la liste des émotions affichée.

Tableau 2 : Exemples des actions tuteur.

Phase d'apprentissage		Phase d'évaluation	
Action de tuteur	Description ou exemple	Action de tuteur	Description ou exemple
Définition	Le tuteur donne une définition.	Reproches	«Tu dois réviser tes leçons pour obtenir de bonnes notes.»
Exemple	Le tuteur donne un exemple.	Encouragements	«Continue!! Et tu vas obtenir de meilleurs résultats.»
Encouragements	«Essaye encore, tu peux réussir.»		

Un test final a été administré à la fin du cours en ligne (post-test). Ce test est constitué de 10 questions. Le nombre de questions du post-test est égal au nombre de question du test de niveau de connaissance. Les deux tests ont été préparés pour avoir un niveau de difficulté similaire. Aucune question du pré-test n'a été reprise dans le post-test.

La dernière étape de l'expérience est l'affichage de la note obtenue dans le test final. Le tuteur apparait et félicite le participant pour sa bonne note ou l'encourage pour ces efforts, en tenant compte de la note obtenue.

## **Chapitre 6 : Résultats**

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats obtenus suite à notre expérience. Nous avons effectué deux types d'analyse de données : la première analyse concerne les données du profil, collectées des questionnaires (pré-tests et l'état émotionnel) tandis que la deuxième analyse s'intéresse aux signaux physiologiques enregistrés lors de l'expérience.

Ainsi, ce chapitre est-il organisé comme suit : dans la première section, nous présentons les résultats de l'analyse des données du profil, ainsi que quelques conclusions tirées de cette analyse. Dans la deuxième section, nous exposons les résultats de l'analyse des signaux physiologiques. Nous allons également tirer des conclusions de ces résultats. Enfin, la dernière section conclue le chapitre.

### **6.1 Analyse des données du profil :**

Les résultats, présentés dans cette section, concernent les informations personnelles des participants. Ces informations sont : la personnalité, le style d'apprentissage, le niveau de connaissances, les émotions, ...

#### **6.1.1 Distribution des émotions :**

Nous avons observé que la distribution des émotions avant et après le cours en ligne a changé. On désigne par l'émotion initiale l'émotion que le participant a choisie après la collecte des données personnelles (après les trois pré-tests et la période de relaxation) et avant le début du cours en ligne. L'émotion finale signifie l'émotion choisie à la fin de l'expérience (après l'obtention de la note du test final et l'exposition de la dernière action de tuteur). Pour l'émotion initiale, nous avons observé, que l'émotion la plus choisie est la confiance. Quant à l'émotion finale, les trois émotions dominantes sont la confiance, la joie et la déception (Figure 14).

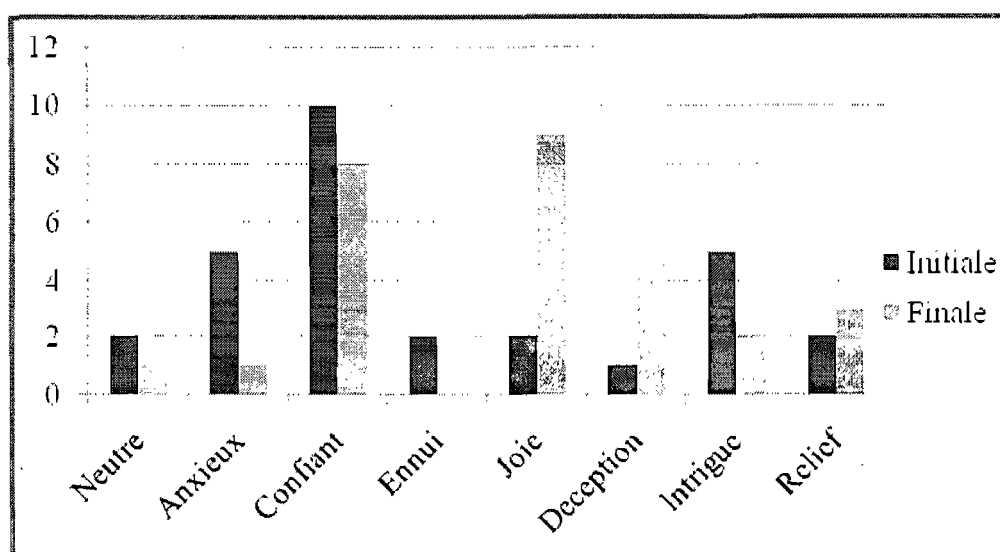


Figure 14 : Distribution des émotions (initiales et finales) des participants

Plusieurs facteurs peuvent être derrière ce changement. Un de ses facteurs est l'effet de l'activité de l'apprentissage sur l'état émotionnel de l'apprenant. Un autre facteur est la réaction émotionnelle des apprenants suite aux interventions de tuteur.

Tableau 3 : Distribution des émotions après les actions pédagogiques

	Actions	Émotions Positives	Émotions Négatives	Émotion Neutre
<b>Phase Apprentissage</b>	Définition	66,67%	27,78%	5,56%
	Exemple	65,22%	26,09%	8,70%
	Encouragement	76,92%	15,38%	7,69%
<b>Phase Évaluation</b>	Reproche	64,70%	29,41%	5,89%
	Encouragement	56,00%	44,00%	0,00%
	<b>Moyenne</b>	<b>65,90%</b>	<b>28,53%</b>	<b>5,56%</b>

Le tableau précédent (Tableau 3) fournit les pourcentages des émotions positives et négatives ainsi que l'émotion neutre, choisies par le participant, pendant les deux phases de l'expérience (apprentissage et évaluation). Pour chaque action de tuteur, on remarque que le pourcentage des émotions positives (confiance, joie, intrigue et relief) est le plus élevé par rapport aux émotions négatives (ennui, anxiété et déception) et neutre. On observe que les émotions sélectionnées après les différentes actions tutorielles étaient positives dans 65,9 % du temps (par exemple pour l'action encouragement de la phase apprentissage, 76,92 % des participants ont choisi des émotions positives, tandis que 23,08 % ont choisi des émotions négatives ou neutres). Ainsi, on peut dire que les actions pédagogiques génèrent des émotions positives dans 65,9 % (la moyenne des pourcentages des émotions positives) des cas.

### 6.1.2 Niveau des connaissances :

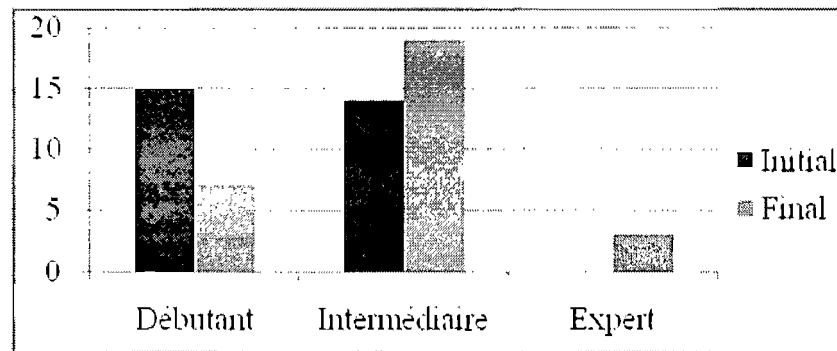


Figure 15 : Niveau des connaissances, initial et final, des participants

La figure précédente (Figure 15) représente un histogramme montrant la répartition des niveaux des connaissances dans le pré-test initial (niveau de connaissance) et le post-test (test final après le cours en ligne). Dans l'expérience, nous avons distingué entre trois niveaux de connaissance : débutant ( $\leq 5$ ), intermédiaire (de 6 à 8 inclusivement) et avancé ( $\geq 9$ ).

On remarque que 32% des participants, après le cours en ligne, ont passé à un niveau de connaissances supérieur à leur niveau initial. Donc, ils ont amélioré



leurs connaissances dans les algorithmes de tri. Pour le reste des participants (68%), ils sont restés au même niveau avec une amélioration possible de leurs connaissances.

Dans la section suivante nous exposons les résultats liés aux signaux physiologiques. En premier, nous montrons la variation des signaux physiologiques suite aux actions tutorielles. Puis, nous présentons l'effet des actions pédagogiques sur les signaux physiologiques des participants et donc sur leur état émotionnel. Ensuite, nous étudions si la personnalité et le niveau de connaissance ont un impact sur les signaux physiologiques.

## **6.2 Analyse des signaux physiologiques :**

En se basant sur la littérature psycho-physiologiques, l'émotion persiste environ 0.5-4 secondes (Levenson, 1988). Ainsi, nous avons considéré une période de 4 secondes avant et après chaque action tutorielle. Cette période nous a permis d'abord de comparer la valeur du signal avec la valeur du signal de référence « baseline » (la valeur moyenne du signal enregistré pendant la période de relaxation), et ensuite d'observer si nous avons des changements importants dans les signaux et donc dans l'état émotionnel du participant.

### **6.2.1 Variation des signaux physiologiques suite aux actions de tuteur :**

#### **6.2.1.1 Observation des signaux physiologiques (mode graphique)**

La figure ci-dessous (Figure 16) représente un exemple des signaux physiologiques (EMG, HR, SC, RESP) d'un participant en période de relaxation (signaux présentés dans la partie gauche de la Figure 16) et après une action du tuteur (signaux présentés dans la partie droite de la Figure 16). Pour les signaux enregistrés après l'action tutorielle, on observe une augmentation significative dans les signaux EMG, HR et SC. Cependant, on remarque une baisse du signal RESP. On note que ces réactions physiologiques, présentées dans la Figure 16 (partie droite), se reproduisent pour la majorité des participants. En effet, nous

avons observé des variations similaires pour le signal EMG chez 70% des participants, pour le signal SC chez 81% des participants, pour le signal RESP chez 67 % des participants et pour le signal HR chez 63% des participants.

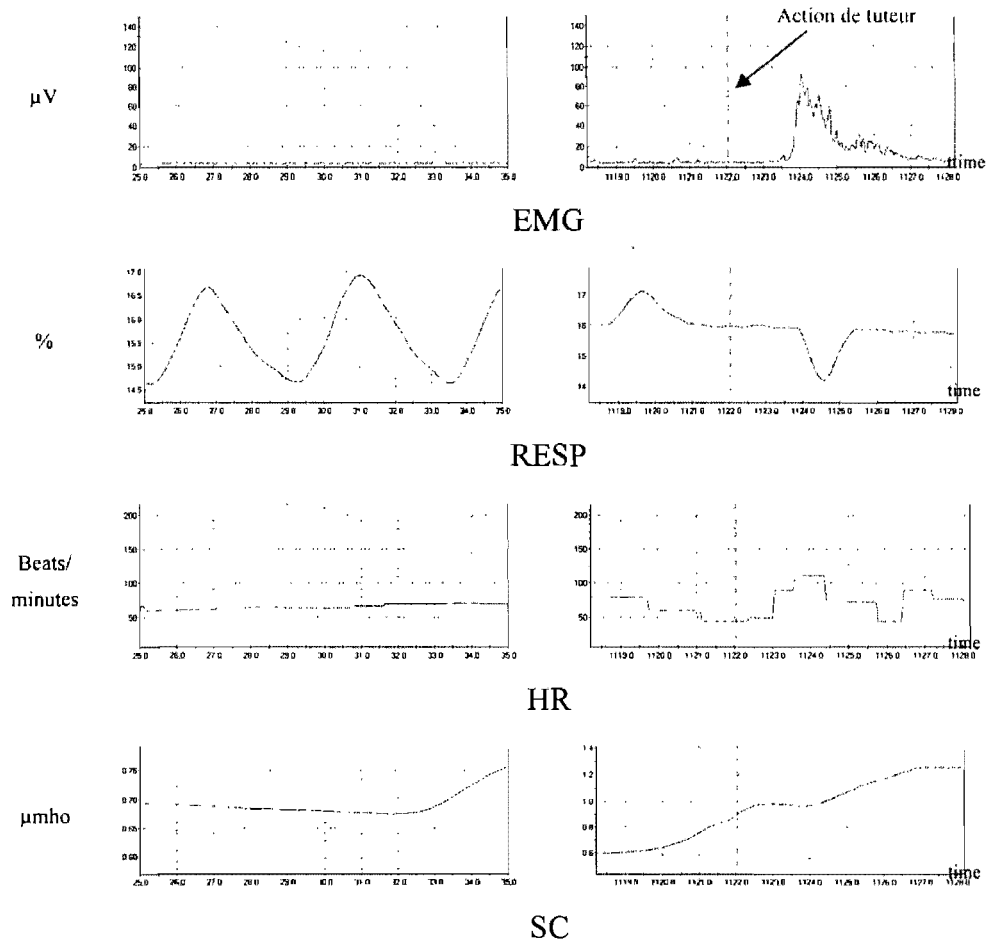


Figure 16 : Signaux physiologiques d'un participant. Les signaux de gauche représentent le signal du participant dans la période de relaxation (« baseline ») et ceux de droite représentent le signal du participant après une action de tuteur.

En moyenne, et pour tous les groupes d'actions pédagogiques, nous constatons une augmentation de la valeur des signaux EMG et HR. La variation de ces deux signaux est dans le même sens (positif), et les deux signaux corréleront avec la valence. Ainsi, en moyenne, les actions pédagogiques améliorent l'état émotionnel en termes de valence. Pour les signaux SC et RESP, nous observons

une augmentation de leurs valeurs. Les signaux SC et RESP corrélient avec l'excitation (« arousal »). Par conséquent, en moyenne, les actions pédagogiques améliorent l'état émotionnel en termes d'excitation.

#### 6.2.1.2 Variation de la valeur moyenne des signaux suite aux actions de tuteur :

Dans la suite de ce chapitre, pour tous les signaux physiologiques (EMG, HR, SC, RESP), nous avons calculé la différence entre la valeur des signaux avant et après toutes les actions pédagogiques par rapport à la ligne de référence « baseline ». Cette différence est exprimée en pourcentage. Pour calculer cette dernière, nous avons pris la valeur moyenne des signaux pendant une durée de 4 seconde avant l'action de tuteur et 4 seconde après l'action (comme nous l'avons mentionné au début de cette section, l'émotion persiste environ 0.5 - 4 secondes).

##### 6.2.1.2.1 EMG et HR

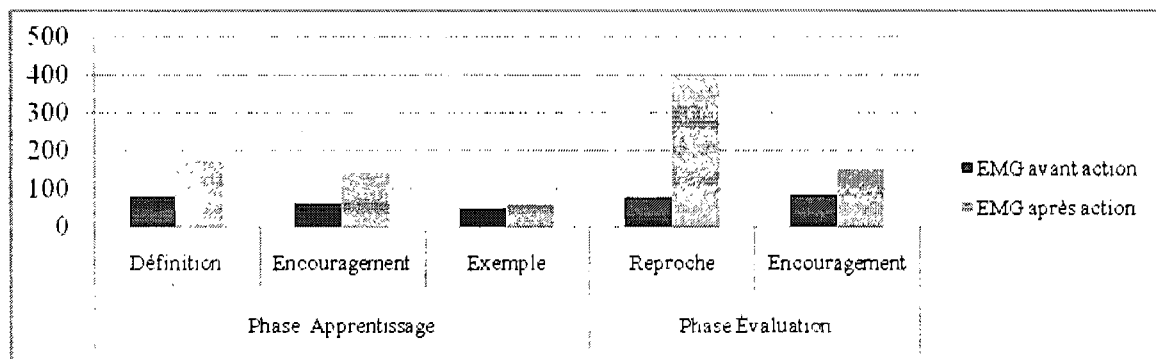


Figure 17 : Variation du signal EMG après toutes les actions tutorielles

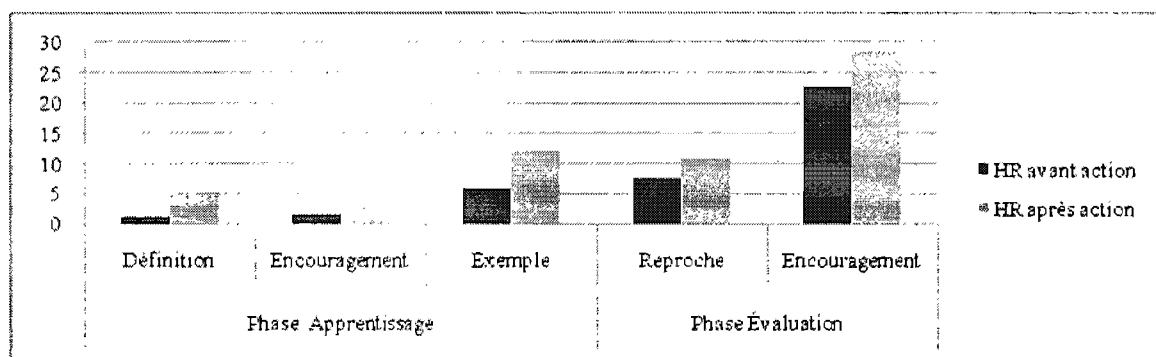


Figure 18 : Variation du signal HR après toutes les actions tutorielles

Les deux histogrammes ci-dessus (Figure 17-17) présentent la moyenne de la variation des deux signaux EMG et HR avant et après toutes les actions tutorielles. En moyenne, la valeur des deux signaux EMG et HR a augmenté pour tous les groupes d'actions. La variation de ces deux signaux va dans le même sens. Et comme nous l'avons susmentionné (3.2), les deux signaux EMG et HR corrélient positivement avec la valence. Ainsi, en moyenne, les actions de tuteur améliorent l'état émotionnel de l'utilisateur en termes de valence (Benadada et *al.*, 2008 a).

#### 6.2.1.2.2 SC et RESP

Nous présentons dans ce qui suit deux histogrammes montrant la moyenne de la variation des deux signaux SC et RESP avant et après toutes les actions tutorielles.

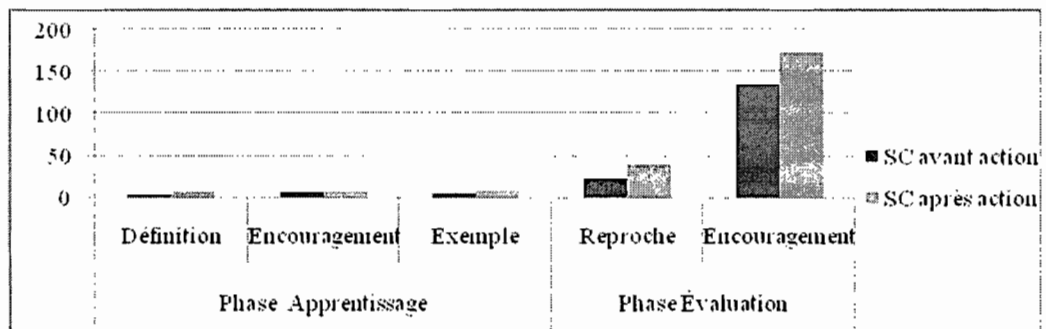


Figure 19 : Variation du signal SC après toutes les actions tutorielles

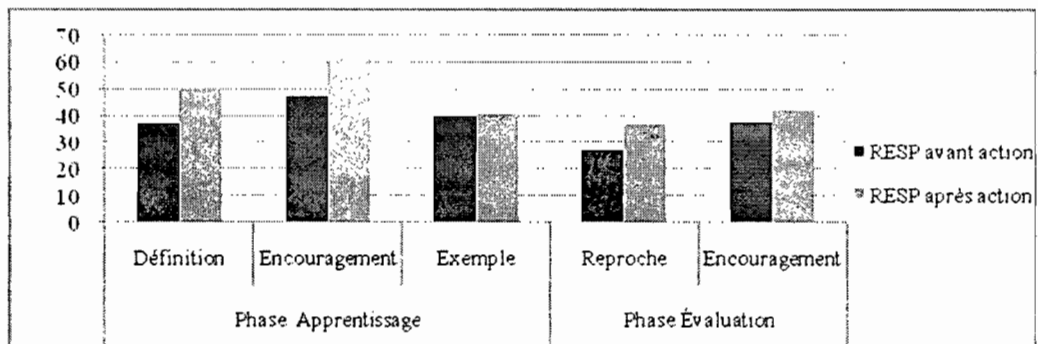


Figure 20 : Variation du signal RESP après toutes les actions tutorielles

En moyenne, et pour les deux signaux SC et RESP, on observe une augmentation de la valeur des deux signaux après toutes les actions de tuteur. La variation de ces deux signaux est dans le même sens. Et comme nous l'avons cité dans la section (3.2), les deux signaux SC et RESP corrélient avec la valence. Ainsi, les actions de tuteur améliorent l'état émotionnel de l'utilisateur en termes d'excitation « arousal », (Benadada et *al.*, 2008 a).

### 6.2.2 Actions du tuteur et la personnalité :

Le tableau ci-dessous indique la moyenne de la variation du signal EMG avant et après l'action tutorielle finale (action du tuteur exposée après l'affichage de la note obtenue dans le test final). Nous avons réalisé une étude statistique en utilisant l'analyse de variance à un facteur, ANOVA (ANalyse Of VAriance). Les facteurs de cette ANOVA étaient les deux personnalités « extraversion » et « lie scale ». La personnalité « Neuroticism » a été éliminée puisqu'il n'y a pas un changement significatif dans le signal EMG avant et après l'action. Pour les personnalités « extraversion » et « lie scale », il semble avoir un changement important avant et après l'action, en conséquence, une augmentation de la valence.

Tableau 4 : Variation du signal EMG avant et après l'action finale

	<b>Personality</b>		
	Extraversion	Lie Scale	Neuroticism
Before Final-action	64,25	72,36	59,20
After Final-action	508,06	142,89	65,28

Les résultats de l'ANOVA ont montré qu'il existe une différence significative entre les deux personnalités « extraversion » et « lie scale » ( $F(1,10) = 5.11$ ,  $F = 6.26$ ,  $p = .03 < .05$ ). La variation la plus importante du signal EMG a

été remarquée chez les participants dont la personnalité est « extraversion ». Ainsi, Les extravertis sont significativement plus influencés par cette action pédagogique que les névrosisme neuroticismes, (Benadada et *al.*, 2008 b).

Pour évaluer l'effet de la personnalité et des actions pédagogiques sur l'état émotionnel des participants (en termes de valence), nous avons conduit une analyse de variance à deux facteurs. La première variable indépendante était la personnalité des participants (trois personnalité différentes : « Neuroticism », « Lie Scale », et « Extraversion »). La deuxième variable indépendante était la demande de renfort de tuteur (si le participant a requis une assistance en cliquant sur le bouton d'aide « Help » pendant le cours). La variable dépendante était la variation du signal EMG.

Pour un seuil de signification alpha égal à .05, la valeur critique de la table F est  $F(1,28) = 4.15$ . En comparant les valeurs obtenues de F avec la valeur critique, nous avons observé que les trois sources de variation (personnalité, demande de renfort et interaction entre les deux) ont un impact significatif sur la variation de la valeur du signal EMG. L'analyse des valeurs du signal EMG montre un effet principal significatif de la personnalité ( $F(1,28) = 4.18$ ,  $F = 0.12$ ,  $p < .05$ ), ainsi qu'un effet principal significatif de la demande de renfort ( $F(1,28) = 4.18$ ,  $F = 0.24$ ,  $p < .05$ ). Aussi, l'interaction entre la personnalité et la demande de renfort a-t-elle un effet principal significatif ( $F(1,28) = 4.18$ ,  $F = 0.14$ ,  $p < .05$ ).

### **6.2.3 Actions du tuteur et le niveau de connaissance :**

Nous avons conduit deux analyses de variance, ANOVA à deux facteurs, pour évaluer l'effet du niveau de connaissance et de la personnalité sur la variation des deux signaux EMG et HR, et donc sur l'état émotionnel des participants (en termes de variance).

La première variable indépendante était la personnalité des participants et la deuxième variable indépendante était le niveau de connaissance, et cela pour les

deux analyses. Les deux variables dépendantes étaient la variation du signal EMG et la variation du signal HR pour la première et la deuxième ANOVA, respectivement.

En se qui concerne la variation du signal EMG, pour un seuil de signification alpha égal à .05, la valeur critique de la table F était  $F(1,28) = 4.15$ . Nous avons noté que les trois sources de variation (personnalité, niveau de connaissance et interaction entre les deux) ont un impact significatif sur la variation de la valeur du signal EMG. L'analyse des valeurs du signal EMG indique un effet principal significatif de la personnalité ( $F(1,28) = 4.21$ ,  $F = 0.23$ ,  $p < .05$ ), de même qu'un effet principal significatif du niveau de connaissance ( $F(1,28) = 4.21$ ,  $F = 0.16$ ,  $p < .05$ ). De plus, l'interaction entre la personnalité et le niveau de connaissance a un effet principal significatif ( $F(1,28) = 4.18$ ,  $F = 0.87$ ,  $p < .05$ ).

Eu égard à la variation du signal HR, nous avons obtenu une valeur critique de  $F(1,28) = 4.21$  pour un seuil  $\alpha = .05$ . Pareillement au signal EMG, les trois sources de variation ont un impact significatif sur la variation du signal HR. L'analyse des valeurs du signal HR décrit un effet principal significatif de la personnalité ( $F(1,28) = 4.21$ ,  $F = 0.13$ ,  $p < .05$ ), ainsi qu'un effet principal significatif du niveau de connaissance ( $F(1,28) = 4.21$ ,  $F = 3.57$ ,  $p < .05$ ). De même, l'interaction entre la personnalité et le niveau de connaissance a un effet principal significatif ( $F(1,28) = 4.18$ ,  $F = 0.59$ ,  $p < .05$ ).

Ces deux analyses ont mis en évidence l'effet de la personnalité et le niveau de connaissance sur les deux signaux physiologique EMG et HR. Par conséquent sur l'état émotionnel (en termes de valence) des participants.

#### **6.2.4 Actions du tuteur et valence :**

Le tableau suivant (Tableau 5) décrit les résultats obtenus suite à une analyse de variance à un facteur. Cette analyse a été accomplie pour détecter une éventuelle différence statistiquement significative entre les différentes actions tutorielles sur

le signal physiologique EMG. Le facteur de l'ANOVA est les actions de tuteur (définition, encouragement, exemple, reproche, et résultat-encouragement).

Tableau 5 : Tableau de l'ANOVA pour le signal EMG

<i>Source des variations</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>Degré de liberté</i>	<i>Moyenne des carrés</i>	<i>F</i>	<i>Probabilité</i>	<i>Valeur critique pour F</i>
Entre Groupes	899852,39	4	224963,09	3,02	0,02	2,54
A l'intérieur des groupes	4172672,88	56	74512,015			
Total	5072525,28	60,00				

Pour un seuil de signification alpha égal à .05, la valeur critique de la table F est  $F(1,60) = 2.54$  à  $\alpha = .05$  et la valeur constatée de la table F est  $F = 3.02$ . En comparant les deux valeurs de F, critique et constatée, on constate une différence statistiquement significative entre les différentes actions tutorielles sur la variation du signal EMG ( $F(1,60) = 2.54$ ,  $F = 3.02$ ,  $p = .02 < .05$ ). Mais pour le signal HR, aucun effet des actions pédagogiques sur ce signal n'a été mis en évidence ( $F(1,60) = 2.54$ ,  $F = 0.09$ ). Donc, il n'existe pas de différence statistiquement significative entre les actions de tuteur par rapport au signal HR.

### 6.2.5 Actions du tuteur et excitation « arousal » :

Le tableau ci-dessous (Tableau 6) indique les résultats d'une analyse de variance à un facteur sur l'effet des actions pédagogiques sur le signal SC. Nous avons obtenu une valeur critique de la table F,  $F(1,60) = 2.57$  à un seuil  $\alpha = .05$  et une valeur constatée de la table F,  $F = 2.91$ . En comparant les deux valeurs de F, critique et constatée, on constate une différence statistiquement significative entre les différentes actions tutorielles sur la variation du signal SC ( $F(1,60) = 2.57$ ,  $F = 2.91$ ,  $p = .03 < .05$ ). Tandis que pour le signal RESP, aucun effet des actions pédagogiques n'a été observé au niveau de la variation de



ce signal ( $F(1,60) = 2.57$ ,  $F = 1.26$ ). Aucune interaction ne s'est révélée significative.

Tableau 6 : Tableau de l'ANOVA pour le signal SC

<i>Source des variations</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>Degré de liberté</i>	<i>Moyenne des carrés</i>	<i>F</i>	<i>Probabilité</i>	<i>Valeur critique pour F</i>
Entre Groupes	15654,66	4,00	3913,67	2,91	0,03	2,57
A l'intérieur des groupes	64519,04	56,00	1344,15			
Total	80173,70	60,00				

## 6.2.6 Conclusion

Les analyses faites dans les sections précédentes nous permettent donc de conclure que les actions pédagogiques, que nous avons testées, améliorent l'état émotionnel de l'apprenant (en termes de valence et excitation). Il en est de même pour la prise en considération de la personnalité et du niveau de connaissance des apprenants. Ainsi, pour choisir l'action pédagogique optimale, nous avons sélectionné l'action qui maximise la somme de la valeur des signaux EMG et HR (la valence) et la somme de la valeur des signaux SC et RESP (l'excitation, « arousal ») pour chaque groupe de personnalité et style d'apprentissage. Par exemple, dans la phase d'apprentissage, pour un apprenant dont la personnalité est « Lie Scale », si son niveau de connaissance est débutant, l'action pédagogique que le tuteur va afficher est définition, si son niveau est intermédiaire, alors l'action sera encouragement.

## Chapitre 7 : Conclusion

Des recherches récentes en sciences cognitives, neurosciences et en psychologie ont démontré que les émotions influencent plusieurs processus comportementaux et cognitifs, parmi lesquels : l'attention, la mémorisation, la résolution de problèmes et la prise de décision. En effet, les émotions positives améliorent la concentration et donc la capacité de résolution des problèmes. D'autant plus que l'induction des émotions positives favorise un meilleur déroulement des processus d'apprentissage, tandis que, les émotions négatives peuvent bloquer le fonctionnement des processus cognitifs, réduire la capacité de mémoire et gêner en conséquence le processus d'apprentissage.

Un des plus importants objectifs dans les interactions homme-machine est de développer la capacité de détecter et de reconnaître l'état émotionnel de l'apprenant (vu son importance dans le processus d'apprentissage). Cette capacité est un potentiel qui permet aux STI d'interagir naturellement avec l'apprenant et de communiquer avec lui en tenant compte de ses besoins. Ainsi, elle permet aux STI d'agir et d'aider l'apprenant (changer son état émotionnel, expliquer un concept, illustrer par un exemple, ...) quand il a besoin d'aide, non pas seulement lorsqu'il le demande. De cette façon, les interactions homme-machine seront plus naturelles et plus intuitives. Pour cela, la machine a besoin d'une part, de quelques traits émotionnels pour apparaître intelligente lors des interactions avec les apprenants. Et d'autre part, elle a besoin d'outils qui vont lui permettre de détecter l'état émotionnel de l'apprenant (les chercheurs ont développé et utilisé plusieurs techniques pour détecter l'état émotionnel de l'apprenant, par exemple : les signaux physiologiques, expressions faciales, paroles,...).

Dans un environnement d'apprentissage traditionnel, le tuteur humain essaye de maintenir l'apprenant dans un état émotionnel positif pour réussir l'apprentissage. De la même manière, les actions de tuteur dans un système tutoriel intelligent doivent être bien choisies, puisqu'elles influencent l'état émotionnel de l'apprenant et donc ses performances.

Dans ce travail de recherche, nous avons étudié l'effet de certaines actions pédagogiques d'un tuteur virtuel, lors d'une séance d'apprentissage à distance, sur l'état émotionnel de l'apprenant. Pour réaliser cette étude, nous avons développé un agent virtuel (tuteur) présentant des actions pédagogiques (pouvant déclencher une émotion) lors d'un cours d'algorithmes de tri en ligne. Ces actions ont pour but de provoquer des émotions positives (favorables pour l'apprentissage) chez l'apprenant.

D'abord, nous avons mené une expérience pour collecter les données et analyser l'effet des actions pédagogiques sur l'état émotionnel de l'apprenant. Nous avons enregistré les réponses physiologiques des participants, tout au long de l'expérience, pour obtenir la relation entre les actions pédagogiques et l'état émotionnel produit suite à ces actions.

Les résultats de notre étude prouvent que certaines actions pédagogiques du tuteur virtuel ont un effet positif sur l'état émotionnel de l'apprenant. En effet, les actions pédagogiques génèrent des émotions positives en moyenne dans 66% des cas.

Quand l'apprenant clique sur le bouton *HELP*, au cours de la phase d'apprentissage, nous constatons qu'il n'a pas bien compris le cours ou qu'il a besoin d'aide et que ça pourrait lui générer des émotions négatives. À ce moment, le tuteur virtuel apparaît pour présenter de l'aide à l'apprenant et améliorer une éventuelle émotion négative, en utilisant une des trois actions : définition, exemple ou encouragement.

Les résultats de l'ANOVA ont montré que les actions pédagogiques ont des effets positifs significatifs sur la variation des signaux EMG et SC (le signal EMG corrèle avec la valence et le signal SC corrèle avec l'excitation) et ainsi influent positivement sur l'état émotionnel de l'apprenant. Aussi, l'effet des actions pédagogiques du tuteur varie selon la personnalité et le niveau de connaissances de l'apprenant. Donc un bon choix des actions pédagogiques permet d'améliorer l'état émotionnel de l'apprenant.

Les résultats obtenus montrent que les actions tutorielles ont des effets significatifs positifs sur l'état émotionnel des apprenants. De plus, cet effet varie dépendamment de quelques traits personnels (personnalité, niveau de connaissances, ...) des participants. Donc, choisir l'action pédagogique adéquate, en tenant compte des attributs personnels et des préférences des apprenants, permet d'améliorer leur état émotionnel et par conséquent améliorer la qualité de leur apprentissage. De plus, il est important et pertinent d'intégrer la personnalité et le niveau de connaissances dans le modèle d'apprenant, ce qui permet une modélisation plus appropriées de ce dernier, et aussi de mieux lui adapter l'enseignement.

L'intégration de ces attributs dans notre système lui permet d'améliorer l'état émotionnel de l'apprenant et ses performances et ainsi d'augmenter l'efficacité de l'enseignement. En effet, un bon état émotionnel permet à l'apprenant de mieux comprendre et assimiler les concepts présentés, et donc obtenir de bons résultats dans les évaluations.

## Bibliographie

- Aïmeur, E., Frasson, C. (1996). *Analyzing a new learning strategy according to different knowledge levels*, Computer and Education, An International Journal, Vol 27, n° 2.
- Anderson, J. (2001). *Tailoring Assessment to Study Student Learning Styles*. In American Association for Higher Education.
- Anderson, J. (1988). *The expert module*; in Foundations of Intelligent Tutoring Systems, Polson, C & Richardson, J, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, New Jersey.
- Beck, J., Stern, M., Haugsjaa Erik. (1996). *Applications of AI in education*. Crossroads, The ACM Student Magazine, pages: 11-15.
- Benadada, K., Chaffar, S., Frasson, C. (2008 a). *Using Tutorial Actions to improve the Learner's Emotional State*. AACE World Conference on E-learning in Corporate, Government, Healthcare, & Higher Education: E-LEARN 2008, Las Vegas Nevada, USA.
- Benadada, K., Chaffar, S., Frasson, C. (2008 b). *Towards Selection of Tutorial Actions Using Emotional Physiological Data*. Workshop on Emotional and Cognitive issues in ITS (WECIT'2008). International Conference of Intelligent Tutoring System (ITS'2008), Montréal, Canada.
- Beverly Park Woolf, University of Massachusetts. (1998). Training & Development. 52(11).
- Blair, K.A., et al. (2004). *Playing it cool: Temperament, emotion regulation and social behavior in preschoolers*. Journal of School Psychology.
- Black, M. J. and Yacoob, Y (1997). *Recognizing Facial Expressions in Image Sequences Using Local Parametrized Models of Image Motion*, International Journal of Computer Vision.

- Bosma, W. and Andre, E (2004). *Exploiting Emotions to disambiguate Dialogue Acts*, Proceedings of the 9th international conference on Intelligent User Interface.
- Branco, P., Firth. P., Encarnacao, L.M., Bonato, P. (2005). *Faces of emotion in human-computer interaction*. *ACM Press*, pages: 1236 – 1239.
- Brave, S. et Nass, C. (2002). *Emotion in human-computer interaction*. In Jacko, J. et Sears, A., *Handbook of Human-Computer Interaction*, pages: 251–271.
- Brown, J.S., and Burton, R.R. (1978). *Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills*, *Cognitive Science* 2, pages: 155–192.
- Burns, H. & Capps, C. G. (1988). *Foundations of intelligent tutoring systems: An introduction*. In M. C. Polson & J. J. Richardson (Eds.), *Foundations of intelligent tutoring systems* (pages: 1-20). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Carbonell, J. R. (1970). *Mixed-initiative man-computer instructional dialogues*. Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.
- Chaffar, S., Frasson , C. (2006). Predicting Learner's Emotional Response in Intelligent Distance Learning Systems. The 19th International FLAIRS Conference, AAAI Press, Melbourne , FL , USA.
- Chalfoun, P., Chaffar, S., Frasson , C. (2006). Predicting the Emotional Reaction of the Learner with a Machine Learning Technique. Workshop on Motivational and Affective Issues in ITS. International Conference on Intelligent Tutoring System (ITS), Jhongli , Taiwan.
- Chan, T.W., Baskin, A.B. (1990). *Learning Companion Systems*. In C. Frasson & G. Gauthier (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems: At the Crossroads of Artificial Intelligence and Education*, Chapter 1, New Jersey, Ablex Publishing Corporation, pages: 643-650.
- Cohn, J., Zlochower, A., and Kanade, J. J., (1998). *Feature-point Tracking by Optical Flow Discriminates Subtle Differences in Facial Expression*, Proceedings of the

3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pages 396–401.

- Conati, C., Chabbal, R., Maclaren, H. (2003). *A Study on Using Biometric Sensors for Monitoring User Emotions in Educational Games*. Workshop on Modeling User Affect and Actions: Why, When and How, User Modeling. Johnstown, PA, USA.
- Costa, E. de B. and A. Perkusich, (1996). *Modelling the co-operative interactions in a teaching/learning situation*.
- Damasio, A. (1994). *Descartes Error. Emotion, Reason and the Human Brain*, Putnam Press, New York.
- Dede, C. (1986). *A review and synthesis of recent research in intelligent computer-assisted instruction*. International man-machine studies, pages: 329-353.
- Emmons, R. A., & Diener, E. (1986). *An interactional approach to the study of personality and emotion*. Journal of Personality, 54, pages: 371-384.
- Eysenck HJ, Gudjonsson G. (1989). *The causes and cures of criminality*. Plenum presso, New York.
- Flaherty, G. (1992). *The learning curve*. Vocational Education Journal, pages: 32-33.
- Forrest S., Lewis CA., Shevlin M., (2000). Examining the factor structure and differential functioning of the Eysenck personality questionnaire revised abbreviated. Personality and Individual Differences 29, pages: 579-588.
- Fournier-Viger P., Najjar M., Ivlayers A., Nkambou R., (2006). *A Cognitive and Logic Based Model for Building Glass-Box Learning Objects*. Interdisciplinary Journal of Knowledge and Learning Objects, vol. 2, pages: 77-94.
- Francis, L. J., Brown, L. B., and Philipchalk, R. (1992). *The development of an abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire (EPQR-A): Its use among students in England, Canada, the U.S.A. and Australia*. Personality and Individual Differences, vol. 13, pages: 443-449.

- Gold, S.C. (1998). *The design of an ITS-based business simulation: A new epistemology for learning*. *Simulation & Gaming*. 29(4).
- Gross, J. J. (1998). *The Emerging Field of Emotion Regulation: An Integrative Review*. *Review of General Psychology*, Vol 2, No. 3, pages: 271-299.
- Haag, S., Goronzy, P., Schaich, and Williams, J. (2004). *Emotion Recognition using biosensors: first steps 106 towards an automatic system*. In proceedings of LNCS, pages 36-48.
- Healey, J. J., Picard, R. (2000). *SmartCar: Detecting Driver Stress*. In Proceeding of ICPR, Barcelona, Spain.
- Hong, H. Neven, H. and Von Der Malsburg, C. (1998). *Online Facial Expression Recognition based on Personalized Gallery*, Intl. Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, IEEE Comp. Soc, pages: 354–359.
- Isen, A. M. (1993). *Positive Affect and Decision Making*. *Handbook of Emotions*, New York: Guilford, pages: 261-277.
- Lang, P.J. Greenwald, M.K. Bradley, M.M. and Hamm, A.O. (1993). *Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions*. *Psychophysiology* 30, pages: 261–273.
- Levenson R.W. (1988). *Emotion and the autonomic nervous system: A prospectus for research on autonomic specificity*. In H. L. Wagner, editor, *Social Psychophysiology and Emotion: Theory and Clinical Applications*, pages: 17-42. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Murray, R. C., VanLehn K., and Mostow J. (2001). *A Decision-Theoretic Approach for Selecting Tutorial Discourse Actions*. *Proceedings of the NAACL Workshop on Adaptation in Dialogue Systems*.



- Nasoz, F., Alvarez, K., Lisetti, C., Finkelstein, N., (2003). *Emotion Recognition From Physiological Signals For User Modeling Of Affect*. UM'2003, 9th International conference on User Model, Pittsburgh, USA.
- Nkambou, R. and Heritier, V. (2004). *Reconnaissance émotionnelle par l'analyse des expressions faciales dans un Tuteur Intelligent Affectif*. Université de Montréal - Canada.
- Paltheu, S., Greer, J., McCalla, G. (1991). *Learning by Teaching*. The Proceedings of the International Conference on the Learning Sciences, AACE.
- Picard, R. (1995). *Affective Computing*. Cambridge: MIT Press.
- Picard, R., Healey, J., and Vyzas, E. (2001). *Toward Machine Emotional Intelligence Analysis of Affective Physiological State*. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 23 (10), pages: 1175-1191.
- Prendinger, H., Dohi, H., Wang, H., Mayer, S., and Ishizuka, M. (2004). *Empathic Embodied Interfaces: Addressing Users' Affective State*. Springer Berlin / Heidelberg, vol. 3068, pages: 53-64.
- Prendinger, H., Mori, J., Mayer, S., Ishizuka M., (2003). *Character-based interfaces adapting to users' autonomic nervous system activity*. In: Proceedings of the Joint Agent Workshop. Awaji, Japan.
- Roffey, S., (2007). *Transformation and emotional literacy: The role of school leaders in developing a caring community*. Leading and Managing, 13(1), pages: 16-30.
- Roy, D., Pentland, A. (1996). *Automatic spoken affect classification and analysis. Automatic Face and Gesture Recognition*, Proceedings of the Second International Conference on, pages: 363 – 367.
- Self, J.A. (1999). *The distinctive characteristics of intelligent tutoring systems research: ITSs care, precisely*. International journal of artificial intelligence in education, 10, pages: 350-364.

- Shevlin A., Bailey F., Adamson G., (2002). Examining the factor structure and sources of differential functioning of the Eysenck personality questionnaire revised abbreviated. *Personality and Individual Differences* 32, pages: 479-487.
- Watson, D., & Clark, L. A. (1992). *On traits and temperament: General and specific factors of emotional experience and their relation to the five-factor model*. *Journal of Personality*, 60, pages: 441-476.
- Watson, D., & Clark, L. A. (1997). *The measurement and mismeasurement of mood: Recurrent and emergent issues*. *Journal of Personality Assessment*, 68, pages: 267-296.
- Zakharov, K., Mitrovic, A., and Johnston, L. (2008). *Towards Emotionally-Intelligent Pedagogical Agents*. 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Montreal, pages: 438–447, June 2008.

## Annexe A : Figures de l'expérience

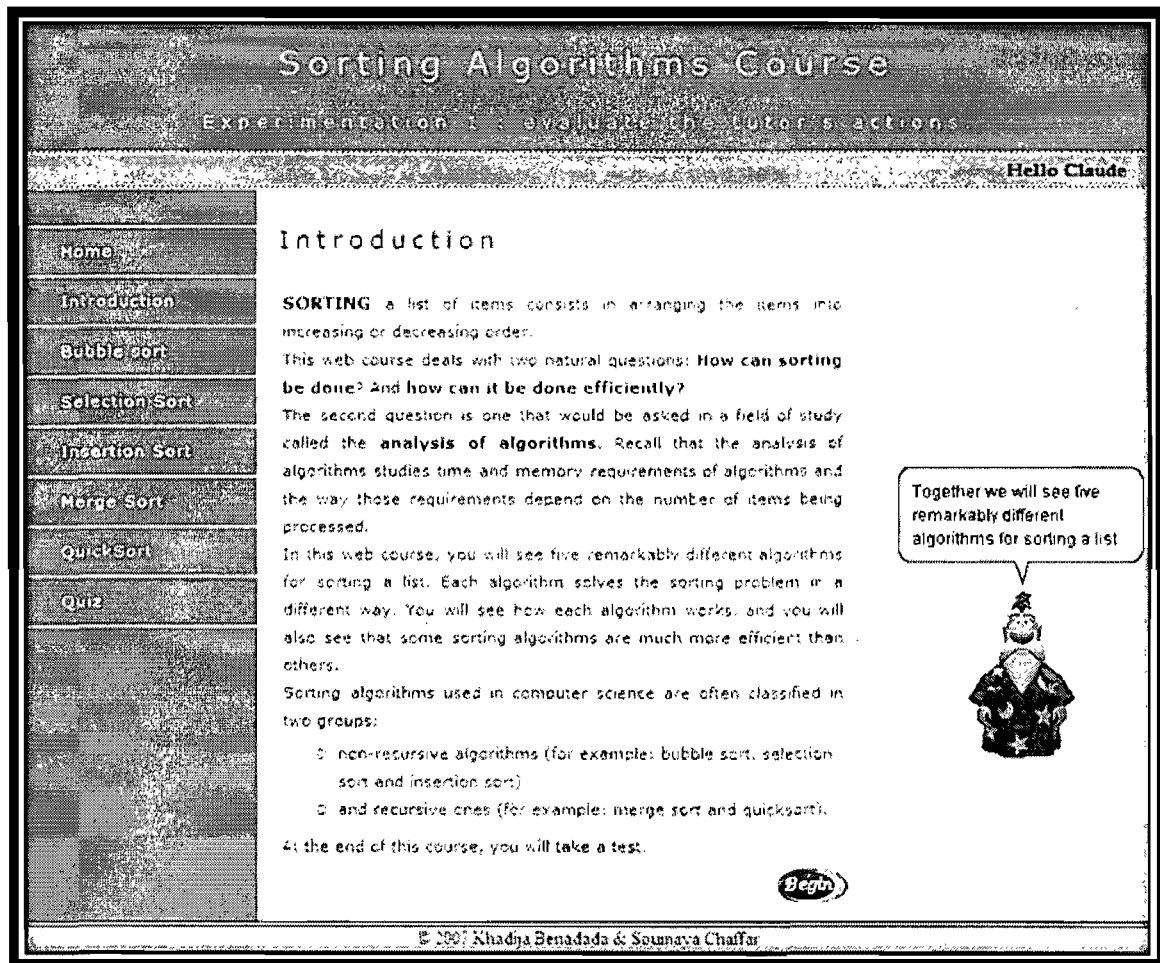


Figure 1 : Le tuteur virtuel introduit les objectifs du cours

# Sorting Algorithms Course

Experimentation : evaluate the tutor's actions

Hello Claude

Home

Introduction

Bubble sort

Selection Sort

Insertion Sort

















Merge Sort


QuickSort


Quiz

## Current Emotion

Please enter your current dominant emotion below : The dominant emotion is the most felt one.  
 It's important for us that you enter the emotion that you feel in this moment :  
 If you point the mouse on the emotion word, you could see a definition of each emotion in the infobubble.

 Joy <input type="radio"/>	 Relief <input type="radio"/>	 Disappointment <input type="radio"/>	 Distress <input type="radio"/>
 Confident <input type="radio"/>	 Intrigue <input type="radio"/>	 Anxious <input type="radio"/>	 Boredom <input type="radio"/>
 Pride <input type="radio"/>	 Gratitude <input type="radio"/>	 Remorse <input type="radio"/>	 Anger <input type="radio"/>
 Sorry for <input type="radio"/>	 Admiration <input type="radio"/>	 Resentment <input type="radio"/>	 Reproach <input type="radio"/>

  
 Another emotion ☐



© 2002 Khadga Benadada & Soumaya Chaffar

Figure 2 : Liste des émotions.

# Sorting Algorithms Course

Experimentation 1: evaluate the tutor's actions.

Hello Claude

Home

Introduction

Bubblesort

Selection Sort

Insertion Sort

Merge Sort

**QuickSort**

Quiz

## QuickSort

The **quick sort** is an in-place, divide-and-conquer, massively recursive sort. As a normal person would say, it's essentially a faster in-place version of the merge sort. The recursive algorithm consists of four steps (which closely resemble the merge sort):

1. If there are one or less elements in the array to be sorted, return immediately.
2. Pick an element in the array to serve as a "pivot" point. (Usually the left-most element in the array is used.)
3. Split the array into two parts - one with elements larger than the pivot and the other with elements smaller than the pivot.
4. Recursively repeat the algorithm for both halves of the original array.

The efficiency of the algorithm depends greatly on the selection of the pivot point. The worst-case efficiency of the quick sort,  $O(n^2)$ , occurs when the list is sorted and the left-most element is chosen. Randomly choosing a pivot point rather than using the left-most element is recommended if the data to be sorted isn't random. As long as the pivot point is chosen randomly, the quick sort has an algorithmic complexity of  $O(n \log n)$ .

?
Next

the division of the given list to be sorted into smaller sub-lists,

© 2007 Khadga Benadada & Soumaya Chaffar

Figure 3 : Le tuteur virtuel définit le « QuickSort ».

# Sorting Algorithms Course

Experimentation 1 : evaluate the tutor's actions.

Hello Claude

Home

Introduction

Bubble sort

Selection Sort

Insertion Sort

Merge Sort

**QuickSort**


Quiz

## QuickSort


The **quick sort** is an in-place, divide-and-conquer, massively recursive sort. As a normal person would say, it's essentially a faster in-place version of the merge sort. The recursive algorithm consists of four steps (which closely resemble the merge sort):

1. If there are one or less elements in the array to be sorted, return immediately.
2. Pick an element in the array to serve as a "pivot" point. (Usually the left-most element in the array is used.)
3. Split the array into two parts - one with elements larger than the pivot and the other with elements smaller than the pivot.
4. Recursively repeat the algorithm for both halves of the original array.

The efficiency of the algorithm depends greatly on the selection of the pivot point. The worst-case efficiency of the quick sort,  $O(n^2)$ , occurs when the list is sorted and the left-most element is chosen. Randomly choosing a pivot point rather than using the left-most element is recommended if the data to be sorted isn't random. As long as the pivot point is chosen randomly, the quick sort has an algorithmic complexity of  $O(n \log n)$ .

?


I am convinced that you can understand without my assistance.



© 2007 Khadija Benadada & Soumaya Chaffar

Figure 4 : Le tuteur virtuel encourage le participant à fournir plus d'effort pour comprendre.

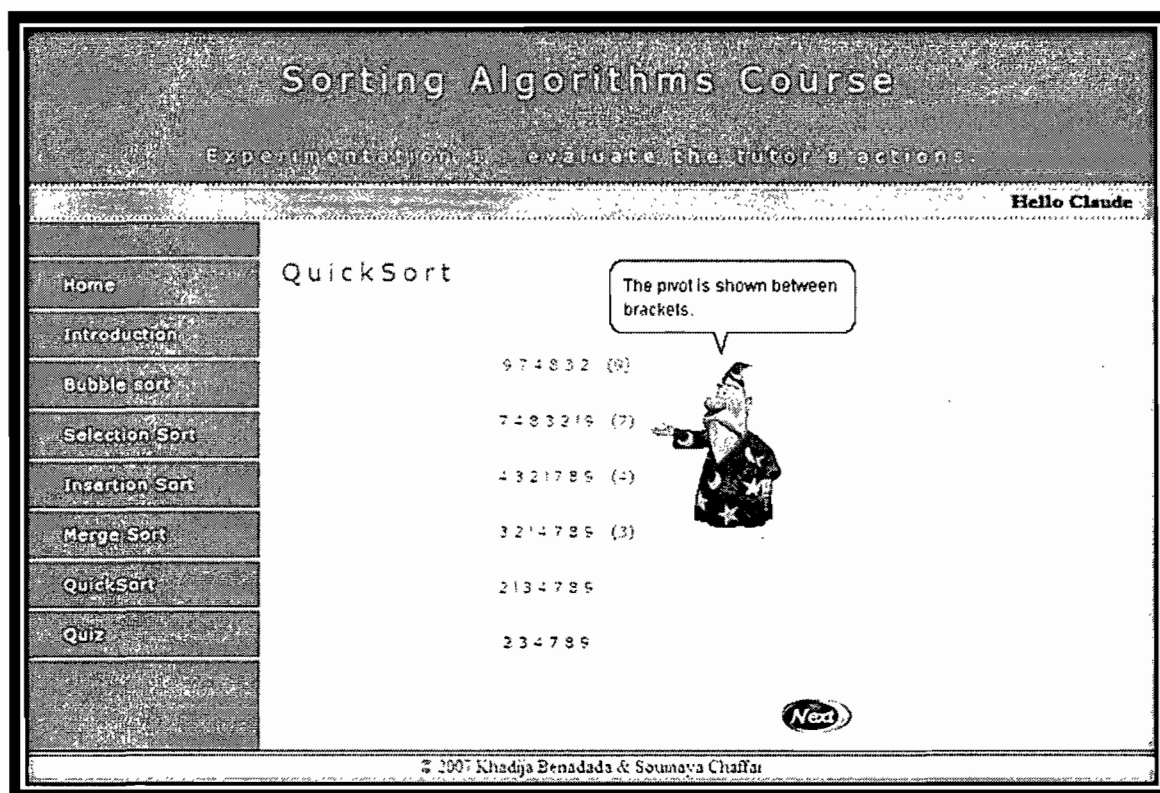


Figure 5 : Le tuteur virtuel donne un exemple de « QuickSort ».

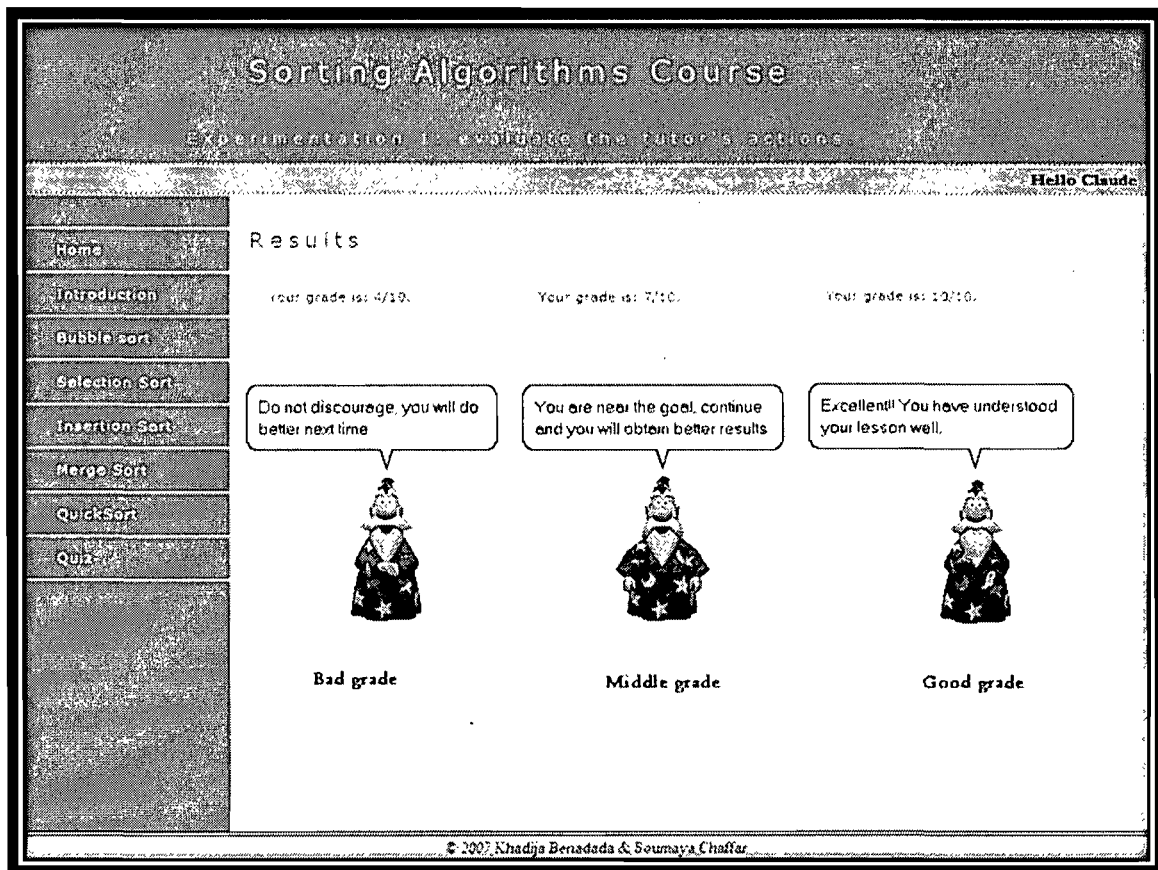


Figure 6 : Différents messages du tuteur virtuel après l'obtention de la note.



## **Annexe B : Publication**

Cet article est extrait des actes  
du workshop WECITS  
de la conférence ITS 2008

# Towards Selection of Tutorial Actions Using Emotional Physiological Data

Khadija Benadada<sup>1</sup>, Soumaya Chaffar<sup>1</sup>, Claude Frasson<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Département d'informatique et de recherche opérationnelle  
Université de Montréal C.P. 6128, Succ. Centre-ville  
Montréal, Québec Canada H3C 3J7  
[information retirée / information withdrawn]

**Abstract.** Emotions are essential for human cognition and they influence the learning process. Our work focuses on relationships between user's emotional state and tutor's actions. We present a research study aiming to perceive the effects of some tutoring actions on the learners' emotional states and performances in Intelligent Tutoring Systems. So, in order to identify the learners' emotional states after each tutorial action, we recorded learner's physiological signals such as: electromyography (EMG), skin conductance (SC), blood volume pulse (BVP), and respiration amplitude. In this paper we analyze the EMG and HR signals to observe the effects of the tutorial actions on the learner's emotional state (in term of valence). We also discuss how the personality could affect the learner's emotional state and performance.

**Keywords:** tutorial actions, intelligent tutoring systems, emotional intelligence, physiological signals.

## 1 Introduction

Recent research proves that emotions are very important for the daily lives of human beings, they affect our attitudes, our perceptions, and our relationships with others. For instance, they prepare us for fast motor reactions, for example, fear allows us to see a danger and to act accordingly (run away, and so on). Moreover, emotions are essential in the individual decision making process [6], and they have substantial effects on attention, memory and problem solving [12]. In a traditional learning environment, the teacher tries to maintain a supportive relationship with the learner aiming to serve the development of positive emotions [21]. For these reasons, the tutor's actions in Intelligent Tutoring Systems should be carefully selected in order to regulate a learner's negative emotional state.

Recently, the issue of emotion regulation drew interests from several fields including neuroscience, psychology, education, computer science, etc. Indeed, emotion regulation concerns the ability to reduce high levels of emotion arousal and the capacity to change our feelings [9]. Nonetheless, emotion coping differs from emotion regulation by its focus on reducing negative emotion experience [2]. Researchers distinguish in general between two types of emotion coping strategies. The first strategy is the problem-focused coping strategy which is intended to solve the problem that causes the emotional situation. The second strategy is the emotion-focused coping strategy which is intended to regulate the negative emotion aroused. In this research work, we use different emotion-focused coping strategies that are aimed to select the best fitted strategy to the learner's profile (personality, learning style, cognitive level, etc.). In this case, the tutor will act in a manner that allows the learner to change his perception of the situation without changing the situation itself. We recorded physiological signals to determine the effects of the tutor's actions on the learner's emotional state while taking into account some personal attributes such as personality, and learning style.

The remainder paper is structured as follows: in the following section, we review related research in connection with selecting tutorial actions and physiological data. In section 3, we describe the physiological signals that we used in our research work and show some existing correlations in the literature between them and emotions. Section 4 presents the experimental procedure. In section 5, we show the results found in this study and section 6 concludes with a synthesis of the paper.

## 2 Related research studies

Aiming to improve learning, some research works have used decision theoretic to select the tutor's actions according to the learner's profile. One of these is the research done by Murray & *al.* (2001). They have presented a decision theoretic architecture to select the tutor's action quickly enough to keep the student engaged. In order to select the optimal tutorial action, this architecture takes into consideration the tutor's uncertain beliefs, the objectives, and the changing tutorial state [15]. Like Murray's work, we aim to select the tutoring actions, but we focus on the emotional states and precisely on physiological changes.

Currently, there exist different research studies attempting to recognize the user's emotion from physiological data. For example, Nasoz & *al.* [16] have presented a multimodal system that recognizes the emotional state of the user using physiological signals, gives feedback to the user about his/her emotional state, and adapts the interface to the user's affective state. They have used two algorithms to analyze the data collected: the K-Nearest Neighbor (KNN) and the Discriminant Function Analysis (DFA) algorithms. The KNN algorithm has performed better for two of the emotions elicited: frustration and surprise, while the DFA algorithm was better for other emotions: fear, sadness, anger, and amusement. Another example is a study conducted by Healey and Picard [11] in which four sensors were used (electrocardiogram, electromyogram, respiration, and skin conductance) to detect stress level in a car driver. Picard & *al.* [18] have conducted another study by showing emotion specific pictures to elicit eight categories of emotion (happiness, sadness, anger, fear, disgust, surprise, neutrality, platonic love, and romantic love). Four physiological signals were measured in this study (galvanic skin response, heartbeat, respiration, and electrocardiogram). The algorithms used to analyze the data obtained were Selection Forward Floating Selection (SFFS), Fisher Projection, and hybrid of these two. The best classification achievement was gained by the hybrid method, which resulted in 81.25% accuracy overall. In addition, Prendinger & *al.* [19] have used physiological data to determine the user's emotional state and to address it. They have used a decision theoretic agent to suggest an appropriate action depending on the user's physiological data in a virtual job interview. Moreover, Conati & *al.* [5] have used physiological signals in an uncontrolled environment to detect the emotional state of a user that is playing an educational game. They have used a Dynamic Decision Network to combine information from possible causes of emotional arousal with information detected from sensors. The aim of their study was to allow the pedagogical agent to identify the specific user's emotion. To the best of our knowledge, none of the existing works have tried to select tutorial actions attempting to address the learner's emotional state based on physiological data information.

## 3 Physiological Signals & Emotions

In comparison to other external means of emotional expression (facial expressions, body gestures, etc.), physiological signals have shown strength in emotion recognition because they are consciously difficult to control by human beings [4]. In the literature various physiological sensors have been used for the purpose of recognizing user emotion. Emotional information can be characterized in two dimensions: arousal and valence. Arousal measures intensity of emotion (how exciting the event is), while valence measures how positive or negative the emotion is. Researchers have attempted to establish correlation measures between some physiological signals and emotions in terms of arousal and valence [13; 17].

In this work, we have used four physiological signals commonly employed for emotion recognition in [4]:

- EMG: is used to measure muscle activity. Based on previous studies, EMG signals are correlated with valence depending on the muscle where it is measured. For example, signal measured from the zygomatic muscle has a significant positive quadratic correlation with valence, dimensional  $r = .90$  [13]. While EMG signal measured from the corrugator varies linearly negative with the valence, dimensional  $r = -.90$  [13].
- GSR: this sensor is used to measure the conductivity of the skin which is influenced by sweat gland activity. The conductivity of the skin increases when the skin becomes sweaty. Previous research made by Lang and his colleagues showed that skin conductivity response has a significant linear correlation with arousal, dimensional  $r = .81$  [13].
- HR: measures the number of beats per minute. There was a significant linear correlation between the peak of the heart rate response and valence, dimensional  $r = .76$  [13]. In this study the heart rate was computed from the BVP sensor.

- RSP: indicates how deep and fast a person is breathing. According to some research, the rate of respiration is influenced by arousal [20]. Other research [10] claims fast and deep breathing could indicate excitement (anger, joy, etc.). However slow and deep breathing could express relaxed state. Fast and shallow breathing could manifest tense anticipation (panic, concentration, etc.) while slow and shallow breathing could indicate a passive state (depression, etc.).

## 4 Method and Experiment

### 1.1 Participants:

A total of 29 volunteers (ten female and nineteen male) participated in this study. All were graduate students, aged between 22 and 40, studying computer science.

### 1.2 Experimental protocol:

On average the experiment lasted 45 minutes. When a participant first arrived at the lab, the experiment process was explained, and they were asked to sign the consent form. Afterwards, the sensors of the ProComp Infinity™ device were attached to the participants. The physiological sensors used were: electromyography, skin conductance, blood volume pulse, and respiration amplitude.

The BVP sensor was attached on the index finger of the non-dominant participant's hand. SC sensors were attached on the middle and the baby finger of the non-dominant participant's hand. Respiration sensor was strapped around the participant's abdomen. EMG sensors were attached to the participant's face via three electrodes: the positive (blue), the negative (yellow) and the ground (black). The positive electrode was attached on the right cheek, the Zygomaticus Major (the muscle raising the corner of the mouth when smiling or laughing, smile muscle). The negative electrode was attached on the left brow, the Corrugator Supercilii (the principal muscle in the expression of suffering, frown muscle) [4]. The ground electrode was placed on a neutral place at an equal distance from the other two electrodes. Finally two cameras were also used; one to record the movements of the participant's face and one to record screenshots of the participant's interactions with the system.



Figure 1: A participant equipped with physiological sensors.

### 1.3 Procedure:

After attaching the sensors, the participants were asked to complete three tests before starting the experiment: the personality test, the learning style test, and the knowledge level test. The signals were saved after passing these three tests, a period of 15 minutes allowing participant to feel comfortable with the material and to forget it.

The personality test is an abbreviation of the Revised Eysenck Personality Questionnaire (EPQR-A) [8] which measures four personality traits: extraversion, psychoticism, neuroticism and "lie scale" (a trait representing the measure of socially desirable among men and women). The highest value of the four measured traits was considered as the learner's predominant personality trait. The learning style test [1] is a

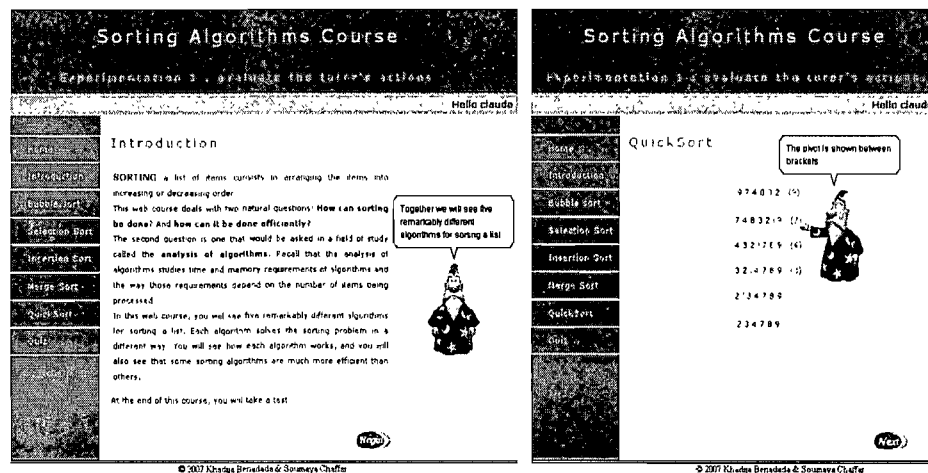
series of fourteen multiple-choice questions, each choice tests one of the three learning styles: visual (learning best when seeing the material), auditory (reading out loud to understand the material) or kinaesthetic (learning by doing) [7]. The learning style was determined from the participants' answers (visual, auditory, kinaesthetic,). The knowledge level test (pre-test) consists of ten multiple-choice questions to determine the knowledge level of the participant in the material contained in our online-web course, which is sorting algorithms. The grades obtained were associated to the following knowledge levels: novice (<2), beginner (3 through 5), intermediate (6 through 8), and expert (>9). After the three tests there was a resting period, which lasted one minute and served as a baseline. During this period, participants were in state of relaxation with their eyes closed. The baseline is used to compare data obtained during the session.

**Table 1:** Examples of the tutor's actions.

Situation	Example of the tutor's possible actions	
Encouragement	1. It is extremely easy to understand, give it another try.	
Bad result (<5)	1. Don't give up. You are near the average.	2. You must revise your lessons to have better grade.
Average result (5 through 8)	1. You have more than the average. Keep it up!!	2. You have to assimilate some concepts to obtain a good grade.

After the relaxation period a brief introduction was presented, the animated tutor appears and briefs the objectives of the web course to the participants using speech and appropriate gestures. Whenever assistance is requested (by clicking on the help button), the tutor appears and gives either a definition, an example, or encourages the participant to make more effort in order to understand the course material. The table below gives some examples of the tutorial actions.

After each tutor's intervention, the participant was explicitly asked to select his current, most dominant emotional state from a list of twelve different emotions, or to type it if it does not exist in the list. This emotion was served to observe the effect of the tutorial actions on the participant's emotional state. A final quiz was administered at the end of the web course (post-test), and the grade obtained was provided to the participants with encouragements, or congratulations, from the tutor, depending on the score obtained.



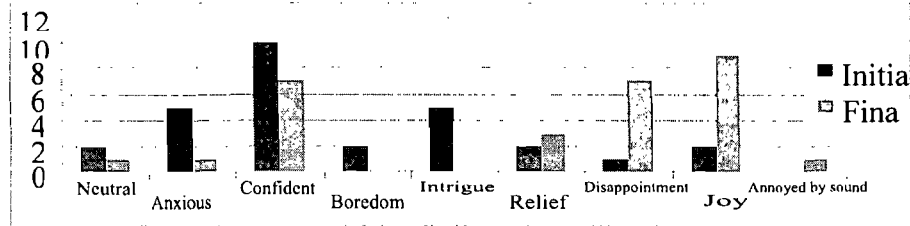
**Figure 2:** Screenshots of the experimentation environment: the tutor is briefing the experiment (figure at the left), and the tutor is giving an example (figure at the right).

## 5 Experimental Results & discussion

In this study, we performed two types of analysis: the first one concerning the participants' profiles data collected from questionnaires, and the second one for their physiological data. We describe each analysis in the following sections:

### 5.1 Participants' Profiles Data

These data describe information about the participants' personality, learning style, knowledge level, current emotion, etc. We observed in the data that the most chosen initial emotion by the participants was confidence. However, in the last step of the experiment, when the student was subjected to the last tutor's action the emotion distribution had changed. In this case, the three most dominant emotions observed in the data were: confidence, joy, and disappointment (figure 3). This can be explained by many influencing factors, for example: the effect of the learning activity or the tutor's actions on the learner's emotion.



**Figure 3:** The participants' initial and final emotion distribution.

In the table below, we present the knowledge level distribution in the pre-test (initial) and post-test (final). We also noticed that about 32% of the participants had improved their knowledge in sorting algorithms and shown an increase in their knowledge level after taking the web course.

For each tutorial action, we notice that the percentage of positive emotions is higher than the negative and neutral emotions (for example: for the encouragement action, the positive emotion was chosen 76.92%, the negative emotion was chosen 15.38%, and the neutral emotion was chosen 7.69%). We observed that the chosen emotions after different tutorial actions were positive, so we can say that the tutorial actions generate positive emotions in 66.8% (the mean of the percentage of positive emotions) of the cases.

**Table 2:** The participants' initial and final knowledge level.

	Knowledge Level			
	Novice	Beginner	Intermediate	Expert
Initial	2	15	12	0
Final	0	8	19	2

### 5.2 Participants' Physiological Data

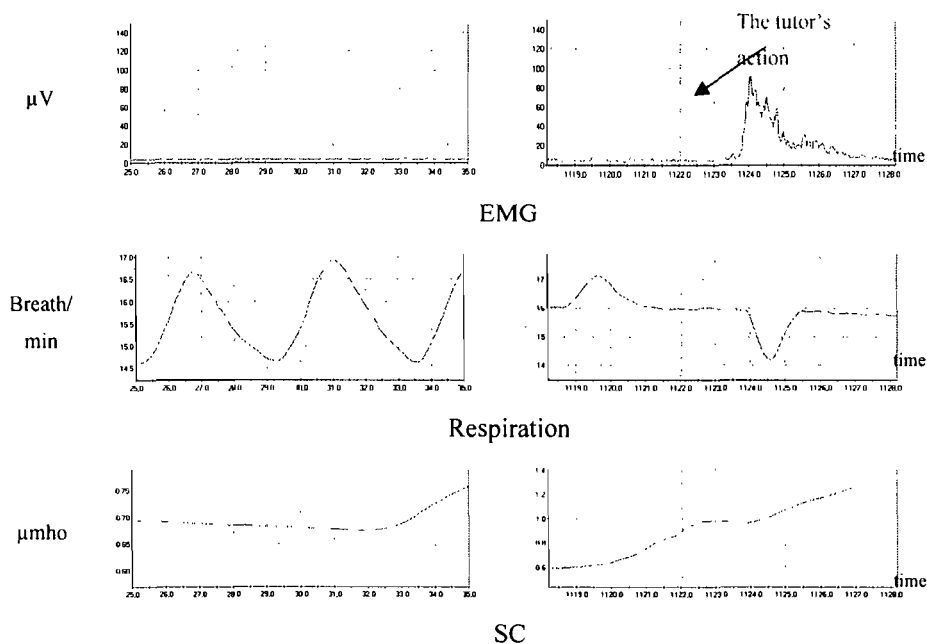
In this study, we used various types of tutorial actions depending on the learning activity. However, in this part of the paper we focus on some of the tutorial actions and the influence of these actions on the learners' emotional state.

Based on psycho-physiological literature, emotion persists roughly 0.5-4 seconds [14]. As such we consider a period of 4 seconds before and after each tutorial action. This period allows us first to compare the value of the signal with the value of the baseline signal (the average value of the signal which is saved in the relaxation period), and second to observe if we have significant changes in the signals, and therefore in the participant's emotional state.

In the example presented in the following figure, we observed a significant increase in the EMG, HR, and SC signals. We observed that these physiological reactions presented in figure 4 occur with the vast majority of the participants. In fact, similar EMG variations were observed among 70% of the participants, SC variations among 81% of the participants, and RESP variations among 67% of the participants.

In average, and for all the groups of the actions, we notice an increase in the values of the EMG and HR signals. The variations of the two signals are in the same meaning, and the two signals correlate with the valence. Thus, in average, the tutorial actions improve the user's emotional state in term of valence. For the SC and Respiration signals, we observed an increase in the values of the signals. The SC and Respiration

signals correlate with the arousal. Therefore, in average, the tutorial actions improve the user's emotional state in term of arousal.



**Figure 4:** A participant's physiological signals. The signals at the left represent a participant's signal in a relaxation period (baseline), and those at the right represent participant's signal after a tutor's action.

For the tutorial action displayed after performing the final test (called Final-action), and obtaining an average score, we have made a statistical study using ANOVA (single factor) test. The ANOVA factors were the Extraversion and the Lie Scale personalities. We have eliminated the neuroticism personality since there are no significant changes for the EMG signal before and after the action. For the Lie Scale and Extraversion personalities it seems there are important changes for the EMG signal before and after the action, (for the extraversion the variation was: 443.81, and for the Lie Scale it was: 70.53), so there is an increase of the valence. The results of the ANOVA show a statistically significant difference between the Extraversion and Lie Scale personalities ( $F(1,10)=5.11$ ,  $F=6.26$ ,  $p=.03<.05$ ). The important variation of the EMG signals was observed among the participants whose personality is extraversion. Hence this tutor's action (Final-action) will produce the best positive results (in terms of valence) on the emotional state.

To detect if there is a relation between the participant's personality and the data obtained in this study, we have made a statistical study using a two-way ANOVA. The first independent variable is the participant's personality (in this study we had three different personalities: Neuroticism, Lie Scale, and Extraversion). The second independent variable is the request for the tutor's assistance (if the participant asked assistance by clicking on the help button throughout the web course). We computed the difference between the EMG signals before and after the tutorial action with regards to the baseline. This difference is expressed in percentage and will be used as the dependent variable.

Using an alpha level of .05, the F table provide a critical value of  $F(1,28) = 4.15$  at  $\alpha = .05$ . Comparing the F values obtained in the ANOVA test with the critical value, we observe that all three sources of variation have a significant impact on the variation of the value of the EMG signal, thus on the valence. Indeed, the main effect for personality was significant ( $F(1,28)=4.18$ ,  $F=0.12$ ,  $p<.05$ ), the main effect for requested help was significant ( $F(1,28)=4.18$ ,  $F=0.24$ ,  $p<.05$ ), and the main effect for the interaction personality-help was significant too ( $F(1,28)=4.18$ ,  $F=0.14$ ,  $p<.05$ ).

## 6 Conclusion

Emotions play an important role in human life, they affect perceptions and influence the way humans conceive and interpret the world around them. Therefore, emotions influence the learning process, and as such are essential for studying tutor actions. Since tutor actions influence the emotional state of a learner, the actions should be carefully selected to prevent unpleasant emotions in the learning session.

In this paper, we have presented a study designed to evaluate the effects of tutor actions (in a web course) on a student's emotional state. We have used physiological signals to identify the student's emotional state after each tutorial action. We conclude that there is a significant effect of the personality, the requested help, and the interaction between the personality and the requested help on participants' emotional state. Therefore, it is relevant and important to take into account the personality and the request of the tutor's assistance in the learner model.

We plan for future research to analyze the other registered signals aiming to determine the impact of the other personal attributes (knowledge level and learning style) on the resulting emotional states. After that, all results will be combined to train a Bayesian network. The Bayesian network will allow the tutor to select the optimal action to change the user's emotional state, so to enhance the learning process.

## References

1. Anderson, J.: Tailoring Assessment to Study Student Learning Styles. In: American Association for Higher Education, (53) 7. (2001)
2. Blair, K.A., et al.: Playing it cool: Temperament, emotion regulation and social behavior in preschoolers. *Journal of School Psychology*, 42(6), pp 419-443. (2004)
3. Bosma, W. and Andre, E.: Exploiting Emotions to disambiguate Dialogue Acts. *Proceedings of the 9th international conference on Intelligent User Interface, IUI 2004, Funchal, Madeira, ACM Press* pp. 85-9. (2004)
4. Branco, P., Firth, P., Encarnacao, L.M., Bonato, P.: Faces of emotion in human-computer interaction. *CHI 2005. ACM Press* 1236 – 1239. (2005)
5. Conati, C., Chabbal, R., Maclaren, H.: A Study on Using Biometric Sensors for Monitoring User Emotions in Educational Games. *Workshop on Modeling User Affect and Actions: Why, When and How, User Modeling. Johnstown, PA, USA* (2003)
6. Damasio, A.: *Descartes Error. Emotion, Reason and the Human Brain*, Putnam Press, New York. (1994)
7. Flaherty, G.: The learning curve. *Vocational Education Journal*, 67 (6): 32-33, 56. (1992)
8. Francis, L. J., Brown, L. B., and Philipchalk, R.: The development of an abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire (EPQR-A): Its use among students in England, Canada, the U.S.A. and Australia. *Personality and Individual Differences*, vol. 13, pp. 443-449. (1992)
9. Gross, J. J.: The Emerging Field of Emotion Regulation: An Integrative Review. *Review of General Psychology*, Vol. 2, No. 3, 271-299. (1998)
10. Haag, S., Goronzy, P., Schaich, and Williams, J.: Emotion Recognition using biosensors: first steps 106 towards an automatic system. In: *proceedings of LNCS*, pp 36-48. (2004)
11. Healey, J. J., Picard, R.: SmartCar: Detecting Driver Stress. In: *Proceeding of ICPR'2000, Barcelona, Spain*. (2000)
12. Isen, A. M.: Positive Affect and Decision Making. *Handbook of Emotions*, New York: Guilford, 261-277. (1993)
13. Lang, P.J. Greenwald, M.K. Bradley, M.M. and Hamm, A.O.: Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions. *Psychophysiology* 30, pp. 261-273. (1993)
14. Levenson R.W.: Emotion and the autonomic nervous system: A prospectus for research on autonomic specificity. In: H. L. Wagner, editor, *Social Psychophysiology and Emotion: Theory and Clinical Applications*, pages 17- 42. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ (1988)
15. Murray, R. C., VanLehn K., and Mostow J.: A Decision-Theoretic Approach for Selecting Tutorial Discourse Actions. *Proceedings of the NAACL 2001 Workshop on Adaptation in Dialogue Systems*, June, 2001. (2001)
16. Nasoz, F., Alvarez, K., Lisetti, C., Finkelstein, N.: Emotion Recognition From Physiological Signals For User Modeling Of Affect. *UM'2003, 9th International conference on User Model*, June 22-26, 2003, Pittsburg, USA (2003)
17. Picard, R.: *Affective Computing*. Cambridge: MIT Press. (1995)
18. Picard, R., Healey, J., and Vyzas, E.: Toward Machine Emotional Intelligence Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 23 (10), 1175-1191. (2001)
19. Prendinger, H., Dohi, H., Wang, H., Mayer, S., and Ishizuka, M.: Empathic Embodied Interfaces: Addressing Users' Affective State. *Springer Berlin / Heidelberg*, vol. 3068, pp 53-64. (2004)
20. Prendinger, H., Mori, J., Mayer, S., Ishizuka M.: Character-based interfaces adapting to users' autonomic nervous system activity. In: *Proceedings of the Joint Agent Workshop (JAWS-03)*. Awaji, Japan. 375-380. (2003)
21. Roffey, S.: Transformation and emotional literacy: The role of school leaders in developing a caring community. *Leading and Managing*, 13(1), pp 16-30. (2007)



## Annexe C : Formulaire de consentement

**Titre de la recherche :** Intelligence émotionnelle dans l'apprentissage (évaluation avec capteurs physiologiques)

**Chercheur :** *Claude Frasson*

### A) RENSEIGNEMENTS AUX PARTICIPANTS

#### 1. Objectifs de la recherche.

Ce projet de recherche vise à étudier l'impact des émotions sur l'apprentissage. Nous allons ainsi évaluer les réactions émotionnelles que produit un logiciel de notre création sur votre personne.

#### 2. Participation à la recherche

Votre participation à cette recherche consiste à utiliser un site web que nous avons développé et qui est destiné à améliorer votre état émotionnel et vos performances lors d'une séance d'apprentissage. Ceci implique d'enregistrer vos réactions physiologiques (liées aux émotions) à l'aide de capteurs non intrusifs. L'évaluation se déroule dans un local du département d'informatique de l'Université de Montréal et sa durée moyenne est d'environ 45 minutes.

#### 3. Confidentialité

Les renseignements que vous nous donnerez demeureront confidentiels. Chaque participant de l'étude se verra attribuer un numéro d'identification. Suite à l'étude, toute information papier sera numérisée et cryptée. Aucune information permettant de vous identifier d'une façon ou d'une autre ne sera publiée. Ces données seront conservées durant sept ans, conformément à la politique habituelle de l'Université de Montréal. Après ce délai, elles seront totalement détruites.

#### 4. Avantages et inconvénients

En participant à cette recherche, vous pourrez contribuer à l'avancement des connaissances sur l'intelligence émotionnelle et les effets qu'elle a sur les capacités d'apprentissage.

#### 5. Droit de retrait

Votre participation est entièrement volontaire. Vous êtes libre de vous retirer en tout temps par avis verbal, sans préjudice et sans devoir justifier votre décision. Si vous décidez de vous retirer de la recherche, vous pouvez communiquer avec le chercheur, au numéro de téléphone indiqué à la dernière page de ce document. Si vous vous retirez de la recherche, les renseignements qui auront été recueillis au moment de votre retrait seront détruits.

**B) CONSENTEMENT**

Je déclare avoir pris connaissance des informations ci-dessus, avoir obtenu les réponses à mes questions sur ma participation à la recherche et comprendre le but, la nature, les avantages, les risques et les inconvénients de cette recherche.

Après réflexion et un délai raisonnable, je consens librement à prendre part à cette recherche. Je sais que je peux me retirer en tout temps sans préjudice et sans devoir justifier ma décision.

Signature : \_\_\_\_\_ Date : \_\_\_\_\_

Nom : \_\_\_\_\_ Prénom : \_\_\_\_\_

Je déclare avoir expliqué le but, la nature, les avantages, les risques et les inconvénients de l'étude et avoir répondu au meilleur de ma connaissance aux questions posées.

Signature du chercheur \_\_\_\_\_ Date : \_\_\_\_\_  
(ou de son représentant)

Nom : \_\_\_\_\_ Prénom : \_\_\_\_\_

Pour toute question relative à la recherche, ou pour vous retirer de la recherche, vous pouvez communiquer avec Khadija Benadada, étudiante à la maîtrise, à l'adresse courriel suivante :

[information retirée / information withdrawn]

ou avec Soumaya Chaffar, étudiante au doctorat, à l'adresse courriel suivante : [information retirée / information withdrawn]

Toute plainte relative à votre participation à cette recherche peut être adressée à l'ombudsman de l'Université de Montréal, au numéro de téléphone (514) 343-2100 ou à l'adresse courriel [ombudsman@umontreal.ca](mailto:ombudsman@umontreal.ca). **(L'ombudsman accepte les appels à frais virés).**

**Un exemplaire du formulaire de consentement signé doit être remis au participant**

## **Annexe D : Les tests de l'expérience**

## Questionnaire de Personnalité:

	Yes	No	Maybe
1. Does your mood often go up and down?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
2. Are you a talkative person?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
3. Would being in debt worry you?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
4. Are you rather lively?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
5. Were you ever greedy by helping yourself to more than your share of anything?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
6. Would you take drugs which may have strange or dangerous effects?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
7. Have you ever blamed someone for doing something you knew was really your fault?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
8. Do you prefer to go your own way rather than act by the rules?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
9. Do you often feel "fed-up"?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
10. Have you ever taken anything (even a pin or button) that belonged to someone else?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
11. Would you call yourself a nervous person?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
12. Do you think marriage is old-fashioned and should be done away with?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
13. Can you easily get some life into a rather dull party?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
14. Are you a worrier?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
15. Do you tend to keep in the background on social occasions?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
16. Does it worry you if you know there are mistakes in your work?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
17. Have you ever cheated at a game?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
18. Do you suffer from "nervous"?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
19. Have you ever taken advantage of someone?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
20. Are you mostly quiet when you are with other people?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
21. Do you often feel lonely?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
22. Is it better to follow society's rules than go your own way?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

23. Do other people think of you as being very lively?  
24. Do you always practice what you preach?

☐ ☐ ☐  
☐ ☐ ☐

### Questionnaire de style d'apprentissage :

1. If I have to learn how to do something. I learn best when I:
  - ☐ Watch someone show me how.
  - ☐ Hear someone tell me how.
  - ☐ Try to do it myself.
2. When I read, I often find that I:
  - ☐ Visualize what I am reading in my minds' eye.
  - ☐ Read out loud or hear the words inside my head.
  - ☐ Mess and try to feel Fidget and try to feel the content.
3. When asked to give directions, I:
  - ☐ See the actual places in my mind as I say them or prefer to draw them.
  - ☐ Have no difficulty in giving them verbally.
  - ☐ Have to point or move my body as I give them.
4. If I am unsure how to spell a word, I:
  - ☐ Write it in order to determine if it looks right.
  - ☐ Spell it out loud in order to determine if it sounds right.
  - ☐ Write it in order to determine if it feels right.
5. When I write, I:
  - ☐ Am concerned how in good order and well spaced my letters and words appear.
  - ☐ Often say the letters and words to myself.
  - ☐ Push hard on my pen or pencil and can feel the flow of the words or letters as I form them.
6. To remember a Zip Code, I like to:
  - ☐ Write it down several times.
  - ☐ Say it out loud several times.
  - ☐ Draw it on any available paper.

7. I prefer teachers who:
- ◌ Use the board or overhead projector while they lecture.
  - ◌ Talk with a lot of expression.
  - ◌ Use hands-on activities.
8. When trying to concentrate, I have a difficult time when:
- ◌ There is a lot of clutter or movement in the room.
  - ◌ There is a lot of noise in the room.
  - ◌ I have to sit still for any length of time.
9. When solving a problem, I:
- ◌ Write or draw diagrams to see it.
  - ◌ Talk myself through it.
  - ◌ Use my entire body or move objects to help me think.
10. When given written instructions on how to build something, I:
- ◌ Read them silently and try to visualize how the parts will fit together.
  - ◌ Read them out loud and talk to myself as I put the parts together.
  - ◌ Try to put the parts together first and read later.
11. To keep occupied while waiting, I:
- ◌ Look around, stare, or read.
  - ◌ Talk or listen to others.
  - ◌ Walk around, manipulate things with my hands, or move/shake my feet as I sit.
12. If I had to verbally describe something to another person, I would:
- ◌ Be brief because I do not like to talk at length.
  - ◌ Go into great detail because I like to talk.
  - ◌ Gesture and move around while talking.
13. If someone were verbally describing something to me, I would:
- ◌ Try to visualize what she was saying.
  - ◌ Enjoy listening but want to interrupt and talk myself.
  - ◌ Become bored if her description got too long and detailed.
14. When trying to recall names, I remember:
- ◌ Faces but forget names.
  - ◌ Names, but forget faces.
  - ◌ Events, but not names or faces.

## Questionnaire de niveau de connaissances :

1. Why are we so concerned with the efficiencies of sorting algorithms?

- ☞ Since sorting is a very common operation in computer science it is important that it be performed in an efficient manner; many processes rely on sorting.
- ☞ It is not particularly important but is an interesting intellectual exercise and a good demonstration of big-O notation.

2. Why are merge sort and quick sort known as "divide and conquer" algorithms?

- ☞ Because they don't sort the entire list they're given.
- ☞ Because they sort the entire list at once.
- ☞ Because they divide the list they're given into smaller lists and then sort those smaller lists.
- ☞ Because they use arithmetic division to speed the sorting process.

3. Why is  $\log(n)$  often a term in the efficiency expressions for divide and conquer algorithms?

- ☞ Because such algorithms divide up the problems they are given, and it takes  $\log(n)$  steps to divide a list of  $n$  elements into  $n$  lists of one element.
- ☞ Because such algorithms don't need to look at every element in the list.
- ☞ Because such algorithms use a faster comparison function.
- ☞ Because such algorithms can only be implemented on quantum computers.

4. Consider the following consecutive configurations of a list while it being sorted:

☞ (4, 5, 3, 1)  
☞ (4, 5, 3, 1)  
☞ (4, 3, 5, 1)  
☞ (4, 3, 1, 5)

What sorting algorithm is being used?

- ☐ Quick Sort.
  - ☐ Insertion Sort.
  - ☐ Bubble Sort.
  - ☐ Merge Sort.
5. What is the first swap insertion sort would make on the following list? (5, 3, 4, 9, 1)

- ☐ 1 and 5
- ☐ 5 and 3
- ☐ 4 and 9
- ☐ None of the above; insertion sort doesn't make swaps, it does shifts.

6. Consider the intermediate configurations of an array being sorted below. What sort is being used?

☞ (4, 5, 2, 1, 7)  
☞ (1, 5, 2, 4, 7)  
☞ (1, 2, 5, 4, 7)

- ☐ Selection Sort.
- ☐ Merge Sort.
- ☐ Quick Sort.
- ☐ Not enough information to tell.



7. The intermediate configurations below are characteristic of which sorting algorithm?

- ☞ (5, 1, 4, 8, 2)
- ☞ (1, 5, 4, 8, 2)
- ☞ (1, 4, 5, 8, 2)
- ☞ (1, 4, 5, 2, 8)

- ☐ Selection Sort.
- ☐ Insertion Sort.
- ☐ Bubble Sort.
- ☐ Quick Sort.

8. Imagine that we run quick sort on an already ordered list, picking the pivot by taking the first element. What problem do we run into?

- ☐ The sort fails because quick sort cannot realize that it has an already sorted list.
- ☒ The sort runs in  $O(n)$  time: quick sort detects that the list is ordered after one pass.
- ☐ The sort runs in  $O(\log(n))$  time because quick sort is a divide and conquer algorithm.
- ☐ The sort runs inefficiently because the pivots always divide the lists into an empty list and a large list.

9. For merge sort to merge the following two arrays: (1, 4, 5, 8) and (3, 7, 9, 13), what comparisons have to take place?

- ☐ 1 and 4, 5 and 8, 3 and 7, 9 and 13.
- ☐ 1 and 3, 4 and 7, 5 and 9, 8 and 13.
- ☐ 1 and 9, 13 and 7, 4 and 5, 8 and 5, 3 and 1, 7 and 4, 9 and 13.
- ☐ 1 and 3, 3 and 4, 4 and 7, 5 and 7, 7 and 8, 8 and 9.

10. Why is quick sort's name misleading?

- ☐ Quick sort's big-O notation is no better than merge sort's or heap sort's, and can even be worse if bad pivots are chosen.
- ☐ Because it is actually a very slow sort.
- ☐ Because it gains speed by sorting the data incompletely.

## Questionnaire d'évaluation :

1. Why is sorting important to the process of searching?

- ☐ Because the two are often performed in parallel.
- ☐ Because a data set must be sorted after it is searched.
- ☐ Because it is much faster to search a sorted data set.
- ☐ Because algorithms for sorting can be used for searching without modification.

2. True or false: merge sort and quick sort can only be used on lists whose length is a power of 2.

- ☐ True.
- ☐ False.

3. Merge sort is  $O(n \log(n))$ . Where does the  $n$  term come from?

- ☐ From the dividing of the list.
- ☐ From the initial pass through the list to see if it's sorted.
- ☐ From the merging of the sorted sublists.
- ☐ From the costly precomputation merge sort does.

4. True or false: selection sort can sometimes run as fast as  $O(n)$

- ☐ True.
- ☐ False.

5. Imagine a situation where most of the data to be sorted starts in roughly reverse order.

Why would this not be a good situation to use bubble sort.

- ☐ If the data is in roughly reverse order then bubble sort will almost always be  $O(n^2)$
- ☐ Bubble sort is always an inefficient algorithm.
- ☐ It's not a bad idea to use bubble sort in this case; this is when it performs best.
- ☐ Because comparison take longer in situations like this.

6. Consider the following intermediate configurations of a list being sorted. What sorting algorithm is being used?

☞ (5, 2, 8, 1, 9)

☞ (1, 5, 2, 8, 9)

☞ (1, 2, 5, 8, 9)

- ☐ Merge sort.      ☒ Bubble sort.  
☐ Selection sort.      ☐ Insertion sort.

7. What is the first swap selection sort would make on the following list? (5, 3, 4, 9, 1)

- ☐ 1 and 5      ☒ 5 and 3      ☐ 4 and 9  
☐ None of the above; selection sort doesn't make swaps.

8. The intermediate configurations below are characteristic of which sorting algorithm?

☞ (5, 1, 4, 8, 2)

☞ (1, 5, 4, 8, 2)

☞ (1, 4, 5, 8, 2)

☞ (1, 4, 5, 2, 8)

- ☐ Selection Sort.      ☒ Insertion Sort.  
☐ Bubble Sort.      ☐ Quick Sort.

9. Imagine the following strategy for picking a pivot in quick sort: scan through half the data set, and use the median value as the pivot. Why is this a bad strategy?

- ☐ Because it will often pick out a bad pivot.  
☐ Because this makes choosing a pivot  $O(n)$ ; quick sort's efficiency relies on being able to choose a pivot in constant time.  
☐ Picking a good pivot is not necessary for the efficient operation of quick sort.

10. Why would bubble sort be more efficient on the list (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7) than selection sort.

- ☐ Bubble sort will detect that the list is in order after one pass, while selection sort always takes  $O(n)$  steps to sort a list.  
☐ Selection sort can't sort in-order list.  
☒ Bubble sort can sort ordered lists in constant time.